

مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام

الشبكات العصبية الاصطناعية لتدعم قرارات إستمرار الائتمان

د. ناهد سعد أحمد سيد العدوي

مدرس المحاسبة بشعبة إدارة الأعمال

الأكاديمية الدولية للهندسة وعلوم الإعلام

Nahedsaad306@gmail.com

الملخص:

تناول البحث مدخل محاسبي مقترح للتنبؤ بمخاطر الائتمان المصرفي (المتعلقة بقدرة المنشأة على الاستمرار) وذلك باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في ترشيد قرارات استمرار الائتمان أو ما يعرف مهنيًا بقرارات تعويم العملاء المصرفيين بهدف تحسين الكفاءة المصرفية، وتم ذلك من خلال دراسة مقارنة مع سجلهم الائتماني باستخدام تقاريرهم المالية، والتي تغطي الفترة من عام 2015 إلى عام 2019 من أحد المصارف المصرية من خلال عينة تضمنت 451 منشأة منهم 150 مفردة لتدريب الشبكة العصبية الاصطناعية مقابل 301 مفردة خضعت لتقييم الموقف الائتماني لتقدير قدرتهم على الاستمرار في ضوء عمليات إستمرار الائتمان أو ما يعرف بالتعويم المصرفي، عبر إستخدام 90 متغير من المتغيرات المالية وغير المالية، خلص التحليل الإحصائي إلى تباين نتائج التقييم بين الشبكات العصبية الاصطناعية والبيانات التاريخية ذات الأساس الكمي عند مستوى ثقة 99% مقابل التماثل في ظل البيانات الاسمية أما عند المقارنة بين تقييم نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية مع نتائج النماذج التقليدية (Z-A-Score & Score) فقد كان هناك تباين سواء باستخدام البيانات الكمية أو الوصفية عند مستوى ثقة 99%، وقد أوصت الباحثة بالنظر إلى الشبكات العصبية الاصطناعية باعتبارها أحد أدوات دعم مهنة المحاسبة والمراجعة.

الكلمات الدالة:

الشبكات العصبية الاصطناعية-قدرة المنشأة على الاستمرار-قرارات إستمرار الائتمان-تعويم العملاء-المصرفين-قرارات الائتمان-التقييم الائتماني

Abstract :

Purpose: Study presents proposed accounting approach for predicting credit risk through artificial neural networks tools to rationale credit continuation decisions, or what we call it practically as bank customer's flotation, to improve bank efficiency

Methodology: Proposed accounting approach for evaluating firm continuation ability using Artificial Neural Networks for credit approving decisions.

Results/Finding: Study launched comparative analysis with bank credit files through their financial reports, which cover the period from 2015 to 2019 from one bank from Egyptian banking sector which is as sample included 451 firm, 150 of this sample have been used to train the artificial neural networks versus 301 observation have been subjected to evaluate credit scenario which have done to estimate bank ability to continue, in light of credit continuation decisions, or bank flotation, study used 90 variable from financial and non financial variables. study have showed significant variation of evaluation results between artificial neural networks and historical data of quantitative basis at .99 confidence level, versus symmetry under nominal data, but there was significant variation between ANN results and traditional models outputs (A-Score & Z Score) whether using quantitative or qualitative data at .99 confidence level . **Value/Contribution:** The study recommended using ANN as supportive tool for accounting and auditing profession

Key words: Artificial Neural Networks (ANN) - bank customer's flotation-credit continuation decisions- evaluate credit-firm continuation ability.

المبحث الأول الإطار العام للبحث

مقدمة:

خلال الربع الأخير من القرن العشرين تسارعت وتيرة التغيرات في بيئة الأعمال في ضوء التطورات التي حدثت في العديد من المجالات، خاصة الجوانب التكنولوجية، بالإضافة إلى تحرير حركة التجارة الدولية، وتحركات رؤوس الأموال، وهو الأمر الذي استجابت له العديد من دول العالم ومنها مصر، في ظل سياسات الانفتاح الاقتصادي منذ السبعينات (ميسون الجبوري، 2019)، وهو الأمر الذي انعكس بارتفاع الوزن النسبي لمساهمة القطاع الخاص في الناتج المحلي الإجمالي، حيث نتج عن هذه المساهمة من جانب القطاع الخاص في الأنشطة الاقتصادية المختلفة مزيد من التعاملات بين منشآت الأعمال من القطاع الخاص، ووحدات الجهاز المصرفي من جانب آخر، والتي أخذت العديد من الصور كالتسهيلات بجانب القروض المصرفية، وفي ضوء ما تعرض له الاقتصاد المصريمن صدمات عديدة، سواء الداخلية (جاء الإرهاب، وتقلبات أسعار الفائدة، وتقلبات أسعار الصرف)، أو الخارجية (الأزمات المالية العالمية لدول جنوب شرق آسيا 1998، أزمة الرهن العقاري 2008، أزمة جائحة فيروس كورونا المستجد covid-19) أدى إلى تعرض العديد من منشآت الأعمال إلى مخاطر توقف أنشطتها التشغيلية (Wagdi and Rabie, 2021)، وهو الأمر الذي يتطلب في العادة التدخل من جهات خارجية، بغاية ضمان استمرار العمل بتلك المنشآت دون فقد وظائف وقطع سلسلة الإمداد، بهدف توفير السلع والخدمات للاقتصاد المصري، وعادة ما يتم ذلك من خلال قرارات استمرار الائتمان أو ما يعرف مهنياً بمصطلح التعويم

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

المصرفي - يعد قرار استمرار الائتمان أو ما يعرف مهنياً بالتعويم المصرفي هو أحد قرارات إدارة الائتمان المصرفي نحو العملاء الحاصلين بالفعل على ائتمان بصورة متعددة (تسهيلات مصرفية - قروض قصيرة الأجل - قروض متوسطة الأجل - قروض طويلة الأجل - قروض مساندة - تقديم ضمانات مصرفية... الخ) عبر منح أو إعادة جدولة الائتمان السابق الحصول عليه أو كليهما بغرض مساندة المنشأة المتلقية للائتمان على الاستمرار في عملياتها التشغيلية بصورة طبيعية مع ضمان سداد الائتمان الممنوح من قبل المصرف، وقد جرت العادة على استخدام الأساليب المالية التقليدية كالنسب المالية لهذا الغرض، سواء محلياً (خليل حمودي، 2017) أو دولياً (Maricica and Georgeta, 2012)، إلى جانب عدد من الأساليب الأخرى التي تمزج بين الأساليب المالية وغير المالية.

الدراسات السابقة:

يمكن للباحثة تصنيف الدراسات ذات العلاقة بموضوع البحث إلى ثلاث مجموعات رئيسية على

النحو التالي:

أ. الدراسات الخاصة بتقدير قدرة المنشأة على الاستمرار:

استهدفت دراسة (حسب الرسول ومصطفى، 2012) تحليل جودة وسلامة الضمانات وأثرها في أساليب إدارة التعثر بالتركيز على الجدارة الائتمانية للعميل (5Cs)، ومعايير CAMLES، وكيفية إدارة جودة هذه الضمانات والمعايير، وقد خلصت الدراسة إلى وجود علاقة بين جودة وسلامة الضمانات

وإدارة التعثر، وخلصت أيضًا إلى ضرورة العناية بالعُنصر البشري بالمصارف وتنمية طاقاته ومقدراته، من خلال الخطط التدريبية المتكاملة، لانعكاس ذلك على مستوى المخاطر المصرفية.

بينما هدفت دراسة (الصادق سالم، 2015) إلى تناول دور المراجعة التحليلية في تقييم ربحية المنشأة، وقد استخدمت الدراسة الأساليب الاستنتاجية والاستقرائية والتاريخية والوصفية التحليلية، حيث أظهرت النتائج أن هناك علاقة بين تحقيق أهداف المراجعة التحليلية وتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار كمنشأة مستمرة، كما أن هناك علاقة بين طرق المراجعة التحليلية وتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار.

في المقابل، تناولت دراسة (يوسف الهروط، 2016) تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار كمنشأة مستمرة باستخدام نماذج الإفلاس، وقد خلصت الدراسة إلى أن المراجعين لديهم معرفة كافية بالمؤشرات التي يتضمنها معيار المراجعة الدولي رقم (570)، وأن الجانب الأعظم منهم يستخدم المؤشرات المالية والتشغيلية في مهامهم، ويمكن للمراجعين الاعتماد على النماذج لتوقع الإفلاس، أو التخلف عن السداد، بالإضافة إلى حكمهم المهني وخبرتهم، مما يعزز حكمهم في تقييم قدرة المنشأة على الإستمرار على أساس مبدأ الاستمرارية، وبالتالي تجنب المسؤولية القانونية والتقصير.

أما عن علاقة تقرير المراجعة عن قدرة المنشأة على الإستمرار، والأسهم المتداولة بالأسواق المنظمة، فقد تناولت الدراسة (Hapsoro&Suryanto, 2017) دور تقرير المراجعة عن قدرة المنشأة على الإستمرار على التنبؤ باتجاه حركة القيمة السوقية لأسهم المنشآت محل المراجعة وقد خلصت الدراسة إلى أن تقرير الاستمرارية لا يقتصر تأثيره على أسهم المنشأة

محل التحليل فقط، وأما يشمل المنشآت التي تنتمي إلى ذات القطاع أيضًا، في المقابل تناولت دراسة (Hope et. al., 2017) إلى سلوك المراجعين في ضوء عمليات البيع على المكشوف (short-sale)، في ضوء ما قامت به لجنة الأوراق المالية (SEC) من عمليات رقابة في هذا الصدد خلال الفترة 2005-2007، وقد خلصت الدراسة إلى أن هناك تأثير لعمليات البيع على المكشوف على سلوك المراجعين، خاصة فيما يتعلق بتقرير قدرة المنشأة على الإستمرار. في المقابل، تهدف الدراسة التي أجراها (عبدالحمد شاهين، 2018) إلى تطوير نموذج متكامل كمدخل لتقييم جدوى المنشأة، وخلق القيمة المستقبلية في ضوء التكامل بين إطار عمل مجلس التقارير المتكاملة الدولي والمبادئ التوجيهية العالمية لإعداد التقارير (G4) وذلك من خلال دراسة ميدانية للمستثمر بالبورصة المصرية في فئتيها (أفراد ومؤسسات)، وقد وجدت الدراسة أنه لا توجد فروق بين آراء فئتي البحث حول أهمية المبادئ العامة لتقرير متكامل، إلى جانب فهم المستثمرين لقدرة المنشأة على مواصلة التطوير، وخلق القيمة في المستقبل، بينما أظهرت الدراسة أن هناك إختلافات كبيرة بين وجهات نظر مجموعتي البحث فيما يتعلق بمدى مساهمة محاور التقرير المتكامل في فهم أفضل لقدرة الكيان على الاستمرار كمنشأة مستمرة وخلق قيمة في المستقبل، وقد أرجعت (دراسة عبدالحمد شاهين) ذلك إلى ارتفاع وعي فئة المستثمرين المؤسسيين بأهمية هذه المواقف وأثرها على المخاطر التي قد تحدث، على عكس المستثمرين الأفراد.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

فى ضوء الاستعراض السابق، تجد الباحثة أن الجانب الأعظم من الفكر المحاسبي تناول قدرة المنشأة على الاستمرار من وجه نظر المراجعة الخارجية، إلا أن هناك دور للمراجعة الداخلية أيضًا (أنظر على سبيل المثال: عوض لبيب، 1998).

ب. الدراسات الخاصة بالشبكات العصبية الاصطناعية خارج بيئة الأعمال المصرية:

قامت دراسة (Sadatrasoul, et. al, 2013) بتصنيف جميع أساليب تنقيب البيانات (تحليل البيانات) Data Mining، وخصوصًا الشبكات العصبية الاصطناعية، ومراجعة الدراسات السابقة في عمليات تقدير مخاطر الائتمان المصرفي على مستوى التجزئة والمشروعات المتوسطة والصغيرة، كما أشارت الدراسة إلى أهمية استخدام مثل هذه التقنيات في توفير الوقت والمخاطر المرتبطة بعمليات التنبؤ والتصنيف، وهو ذات العرض الذى قامت به دراسة (Marques et, al, 2013) في ذات العام.

فى المقابل من ذلك توصل (Nazari&Alidadi, 2013)، إلى أن قياس مخاطر الائتمان لعملاء المصارف باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية يعمل على ترشد قرارات منح الائتمان، وهو الأمر الذى يتماشى مع ما أشارت إليه دراسة (Byanjankar et., al, 2015) من قدرة تنبؤية لا بأس بها في عمليات قروض الأشخاص لبعضهم البعض (Peer to peer)، وذلك باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وهو الأمر الذى يتماشى أيضًا مع نتائج دراسة (Adewusi, et., al, 2016)، والتي تُشير إلى أن نسبة دقة التنبؤ باسترداد القروض الممنوحة تصل إلى 92.6% وذلك اعتمادًا على تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية، وهو الأمر الذى يتفق مع نتائج

(Bastos 2010,salame, 2011; Abdou&Pointon, 2011; Salehi,&Mansoury, 2011; Pacelli&Azzolini, 2011. Oreskiet,.al, 2012, Phatiwuttipat, et,. al, 2012)، التي تمت في العديد من الأسواق الناشئة.

في المقابل من ذلك تناولت دراسة (Alzaidi, 2018) قياس أداء القطاع المصرفي باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي المستحدثة "الشبكات العصبية الاصطناعية"، وقد أشارت الدراسة لأهمية تبنى مثل هذه الأساليب لترشيد القرارات المصرفية، بينما خلصت دراسة (Elleter et, al, 2018) إلى إمكانية تحقيق الكفاءة في ترشيد قرارات الائتمان في النظام المصرفي الأردني باستخدام تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية. أما دراسة (Fernandez A, 2019)، فقد تطرقت إلى استخدامات تقنيات الذكاء الاصطناعي في قطاع الخدمات المالية في إسبانيا، ومدى أهمية تبنى برامج الشبكات العصبية لتحسين دقة اتخاذ القرارات المالية والاستثمارية.

وبذلك تجد الباحثة أن استخدام مدخل الشبكات العصبية في تقييم مخاطر الائتمان في المصارف يتسم بدرجة عالية من الدقة في التنبؤ باسترداد مبالغ القروض الممنوحة وتصنيف الأشخاص الممنوح لهم التمويل (Angelini et., al, 2008)، بل تشير إحدى الدراسات التي تناولت تحليل مخاطر الائتمان باستخدام كلاً من نماذج الانحدار اللوجستي، والشبكات العصبية الاصطناعية، والخوارزميات الجينية، مع الإشارة الإيجابية لنتائج التحليل باستخدام نموذج الشبكات العصبية بمقارنة نتائج الثلاث نماذج الأخرى (Gouvea&Gonçaves, 2008).

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار بإستخدام الشبكات العصبية

ج. الدراسات الخاصة بالشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية:

يمكن للباحثة تصنيف الدراسات السابقة التي تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية إلى المجموعات التالية:

دراسات تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية لتحديد قدرة المنشأة على الاستمرار، ومنها دراسة (طلعت متولى، 2001) بإستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بإستمرار الوحدة المحاسبية بالتطبيق على منشآت الأعمال التابعة لقطاع الأعمال العام، وقد خلصت الدراسة إلى قدرة الشبكات العصبية على تصنيف منشآت الأعمال إلى مجموعتين، الأولى تتضمن منشآت أعمال بها شك في قدرتها على الإستمرار في عملياتها التشغيلية، أما المجموعة الثانية فتتضمن منشآت أعمال ذات مركز مالي قوى، ولا تعاني من شكوك نحو قدرتها على الإستمرار.

في المقابل من ذلك كانت دراسة (سامية جاب الله، 2004) معنية بتقييم جدوى استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في ممارسات المحاسبة والمراجعة، في ضوء الإدعاءات بأن الأساليب القائمة على نماذج الشبكة العصبية الاصطناعية أفضل من الأساليب الإحصائية التقليدية، مثل تحليل الانحدار وتحليل التباين. وقد وجدت الدراسة أن الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر دقة من النماذج الإحصائية التقليدية للتنبؤ بالإفلاس، كما هو الحال مع التنبؤ بالمنشآت التي يتم التلاعب ببياناتها المالية، ووجدت الدراسة أيضاً أن الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الطبقات الثلاث أكثر كفاءة من الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الطبقتين

في الكشف عن التهرب الضريبي واستهداف المنشآت التي تتطلب تحقيقاً إضافياً. وتشير الدراسة إلى أنه يجب استخدام الإشارات إلى الشبكات التعليمية التصنيفية في تقييم الصحة المالية للعميل وقدرته على مواصلة التعلم في المستقبل، لأنها يمكن أن تصنف المنشآت الفاشلة بشكل أفضل، وهذا يقلل من تكاليف التقييم غير الصحيح للوضع المالي للعميل.

دراسات تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية في مجال المراجعة، حيث تناول (أحمد جمعه، 2012) تحليل قدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على إكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية للمنشآت الصناعية المسجلة في بورصة الأوراق المالية. وقد خلصت إلى أن قدرة كشف الشبكات العصبية الاصطناعية على صحة مستوى المركز المالي، وأن أعلى الأخطاء الجوهرية المكتشفة كانت لكل من النقدية، والذمم الدائنة وأوراق الدفع، أما على مستوى قائمة الدخل، فقد كانت أعلى الأخطاء الجوهرية المكتشفة لكل من مصاريف البيع والتوزيع، والمصاريف التشغيلية.

دراسات تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية في تقييم عمليات الاندماج والاستحواذ، حيث استخدمت دراسة (حامد الخواجة، 2015) أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية بغرض تقييم نتائج اندماج منشآت التأمين على معدلات الخسائر في ضوء مطالبات العملاء، وقد خلصت نتائج الدراسة إلى تحسن معدلات الخسائر التي تتعرض لها منشآت الأعمال المصرية العاملة في مجال التأمين، في ظل عمليات الاندماج على الرغم من ارتفاع قيمة التعويضات، إلا أنها كانت بمعدلات أفضل عن حالة عدم الاندماج.

دراسات تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية في تقدير هامش ربح الاككتاب في وثائق تأمينات الممتلكات والمسئولية، حيث تناولت دراسة (محمد هاشم، 2020) ذلك من خلال دراسة تناولت العمليات التأمينية على أجسام السفن، وقد خلصت إلى إمكانية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN والخوارزميات الجينية الوراثة GA في تقدير هامش ربح لهذا النوع من الوثائق، حيث كان أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية أفضل من أسلوب الخوارزميات الجينية الوراثة في تقدير ذلك الهامش.

دراسات تناولت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية داخل بيئة الأعمال المصرية في التخطيط المالي لمنشآت الأعمال، حيث تناولت دراسة (سيد إبراهيم، 2014)، استخدام أسلوب الشبكات العصبية الصناعية في إعداد الموازنات التخطيطية لأحد منشآت الأعمال العاملة في مجال الصناعات الدوائية، حيث خلصت الدراسة إلى قدرة أسلوب الشبكات العصبية الصناعية على تقدير إيرادات المبيعات إلى جانب الكشف عن الأخطاء والغش في الحسابات، عوضاً عن المطالبات الضريبية بدقة كبيرة، مما يدعم استخدام الشبكات العصبية الصناعية في عمليات التخطيط المالي لمنشآت الأعمال.

أما دراسة (السيد الأشقر وآخرون، 2020)، تناولت استخدام اختبار Kao للتكامل المشترك للسلاسل الزمنية المقطعية، واختبار السببية Granger، نماذج الانحدار الخطي، ونماذج السلاسل الزمنية ARIMA، ونماذج الآثار المختلطة متعددة المستويات MLME Models، إلى جانب الشبكات العصبية الاصطناعية في تقدير الطلب على التأمين في عدد من الدول العربية، وقد

خلصت الدراسة إلى وجود علاقة ارتباط ذات دلالة إحصائية، عند مستوى دلالة 5%، بين جميع العوامل الاقتصادية والمالية والاجتماعية والثقافية التي شملتها الدراسة، والطلب على التأمين في ظل استخدام أساليب تقدير الطلب المختلفة.

تحديد الفجوة البحثية ومشكلة البحث:

من خلال إستعراض الدراسات السابقة، تجد الباحثة أن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال منح الائتمان تم إخضاعه للاختبار في العديد من بيئات الأعمال خلال العقدين الأول والثاني من القرن الواحد والعشرون، والتي أشارت إلى دقة التنبؤات، مما يدعم عمليات منح الائتمان المصرفي بصورة أفضل من الأساليب الأخرى، وعلى الرغم من ذلك تجد الباحثة عدم تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في العديد من الوحدات المصرفية المصرية خاصة من البنوك العامة، والتي لاتزال تستخدم الأساليب التقليدية في منح الائتمان، وإتخاذ قرارات تعويم العملاء المصرفيين، وبذلك يظهر للباحثة التساؤلين التاليين:

أ. هل يمكن استخدام الشبكات العصبية الصناعية داخل بيئة الأعمال المصرية في

ترشيد قرارات تعويم العملاء المصرفيين؟

ب. هل هناك إختلاف لدرجة دقة قرارات تعويم العملاء المصرفيين بين استخدام

الشبكات العصبية الصناعية من جانب، والأساليب التقليدية من جانب آخر داخل

بيئة الأعمال المصرية؟

فروض الدراسة:

فى ضوء كل من الفجوة البحثية ومشكلة البحث يمكن صياغة فروض البحث على النحو التالي:

الفرض الأول:

"لا يوجد اختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على

تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات

التاريخية لعمليات التعويم بالمصارف المصرية".

الفرض الثاني:

"لا يوجد اختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على

تصنيف العملاء المصرفيين بالمقارنة مع الأساليب التقليدية لتقدير قدرة منشآت

العملاء على الاستمرار".

أسلوب وحدود البحث:

يتبنى البحث أسلوب الوصف التحليلي، من خلال وصف وتحليل قدرة الشبكات العصبية

الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين، نحو نجاح عمليات التعويم، من خلال الاعتماد

على البيانات التاريخية التي تتضمن سجلهم الائتماني، وقوائمهم المالية، والتي تغطي الفترة من عام

2015 إلى عام 2019 من أحد المصارف المصرية، وفى ضوء المتطلبات التشريعية بصفة عامة

واتساقاً مع قاعدة سرية البيانات المصرفية لن يفصح البحث عن بيانات كل من العملاء المصرفيين

ذوي العسر المالي، إلى جانب الوحدات المصرفية ذات العلاقة.

أهداف البحث:

تسعى الباحثة إلى اختبار فعالية تلك الأداة لتدعيم قرارات الوحدات المصرفية نحو تعويم العملاء المصرفيين المتعسرين في بيئة الأعمال المصرية كأساس لدعم القرارات المصرفية بما يعمل على دعم قدرات منشآت الأعمال، واستمرارها في ممارسة عملياتها التشغيلية، بما يدعم عمليات التنمية ودفع النمو الاقتصادي.

أهمية البحث:

يمكن للباحثة إيجاز أهداف البحث على مستوى الأهمية العملية، من خلال تناول أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية، والذي يُعد أحد الأدوات المستحدثة لمهنة المحاسبة والمراجعة، حيث يقدم هذا الأسلوب أداة كمية لترشيد قرارات المحاسبين والمراجعين في العديد من الممارسات ذات العلاقة (Callen et. al., 1996; Coakley and Brown, 2000; Mirzaey et. al., 2017; Dameri et. al., 2020; Ahmadi and Shybt 2020; Gogas and Papadimitriou, 2021; An and Rau, 2021)، أما على جانب الأهمية العلمية، فالبحرثيسعى إلى بيان فعالية تلك الأداة لتدعيم قرارات الوحدات المصرفية نحو تعويم العملاء المتعسرين في بيئة الأعمال المصرية، باعتبارها أحد الأسواق الناشئة، على خلاف الجانب الأعظم من الدراسات السابقة التي تناولت الأسواق المتقدمة.

المبحث الثاني

تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار

مقدمة:

يستعرض هذا المبحث الإطار الفكري لتقييم قدرة منشآت الأعمال على الاستمرار عن طريق استعراض الدراسات السابقة، عوضاً عن المعايير ذات العلاقة على المستويات الدولية أو المحلية (مستوى المعايير المصرية الصادر عن وزير الاستثمار المصري)، حيث حدد كلاً من معيار المراجعة المصري رقم (570)، ومعيار المراجعة الدولي رقم (570) المحلي بعضاً من تلك المؤشرات التي تستخدم لهذا الغرض.

المؤشرات المالية المستخدمة في تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار:

تتعد المؤشرات المالية التي يمكن استخدامها في تقييم سلامة مركز المنشأة المالي، وتقييم القدرة على أداء العمليات التشغيلية، ويمكن للباحثة إيجاز تلك المؤشرات التي يتم الاعتماد عليها في تحديد ذلك الأمر كالاتي:

أ- صافي رأس المال العامل:

هذا المؤشر يعتبر من أحد المؤشرات الدالة على ضعف مركز المنشأة المالي، عندما تكون الالتزامات المتداولة أكثر من الأصول المتداولة، بمعنى تسجيل رأس المال العامل لقيم سالبة، فذلك يؤدي إلى حدوث مشاكل ترتبط بقدرة المنشأة على الوفاء بالالتزامات ذات الأجل القصير.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

ب- القدرة على سداد الإلتزامات طويلة الأجل:

هذا المؤشر المالي يعتبر أحد المؤشرات الدالة على ضعف مركز المنشأة المالية، عندما يكون هناك عجز في السيولة، وانعدام القدرة على التمويل بشكل ذاتي، ومن ثم تحميل المنشأة بأعباء خدمة الدين، والتي قد تفوق أرباحها، ويُعدُّ هذا مؤشراً على عدم القدرة على الاستمرار، خاصة في إطار عدم القدرة على تجديد مصادر التمويل الخارجية كالقروض والسندات.

ج- نمط الأرباح والخسائر التشغيلية ومدى تكرارها:

هذا المؤشر المالي يعد أحد المؤشرات التي تدل على ضعف المركز المالي للمنشأة، عندما تتكرر الخسائر التشغيلية، فالخسائر التشغيلية تعتبر مؤشراً هاماً من بين مؤشرات الشك حول استمرارية المنشأة في أداء العمليات التشغيلية.

د- توزيعات الأرباح النقدية:

هذا المؤشر المالي يعتبر أحد المؤشرات الدالة على ضعف مركز المنشأة المالي، عندما تمتلك المنشأة أرباح قابلة للتوزيع في القوائم المالية، مع عدم قيام الإدارة بتوزيعها لفترات مالية عديدة، على الرغم من استحقاق تلك التوزيعات، حيث يشير ذلك إلى وجود مشاكل تتعلق بالسيولة لدى هذه المنشأة، أو قيام الإدارة بتوزيع أسهم بدلاً من توزيع النقد دون مبرر لذلك، وهنا يجب أن يأخذ ذلك الوضع بعين الاعتبار، لأنه يُعد مؤشراً على ضعف قدرة المنشأة على الاستمرار في أعمالها في المستقبل المنتظر.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

هـ - القدرة على تسديد استحقاقات الدائنين في موعدها:

هذا المؤشر المالي أحد المؤشرات الدالة على ضعف المركز المالي للمنشأة، فعدم قدرة المنشأة على الوفاء بالالتزامات المستحقة للدائنين ينتج عن نقص في السيولة النقدية لديها، أي نقص التدفقات النقدية الداخلة (Cash inflow) للمنشأة أكثر من أن يكون نقصاً في الأرباح نتيجة ضعف الإدارة.

و - نمط تعامل الموردين والدائنين والقدرة على الحصول على الائتمان التجاري:

يعد هذا المؤشر المالي أحد المؤشرات الدالة على ضعف مركز المنشأة المالي، فعدم قدرة المنشأة على الحصول على الائتمان التجاري في ضوء إصرار الموردين، ودائني البضاعة على التعامل نقداً بدلاً من التعامل بالأجل، يشير هذا إلى ضعف الثقة لدى الموردين، ودائني البضاعة في المنشأة، وهو مؤشر لضعف قدرة المنشأة على الاستمرار في تمويل عملياتها الجارية.

ز - حصول المنشأة على تمويل جديد:

هذا المؤشر المالي يعتبر أحد المؤشرات الدالة على ضعف مركز المنشأة المالي، فعدم قدرة المنشأة على توفير التمويل اللازم لإجراء تطوير لمنتج جديد، أو استثمار آخر ضروري، يدل على عجز السيولة النقدية، وقلة إمكانيات التمويل الداخلي، إلى جانب دفع المنشأة نحو مصادر تمويل خارجي عن طريق الاقتراض، سواء لتمويل الالتزامات الجارية، أو الأنشطة، ومن ثمّ تحميل المنشأة بأعباء خدمة الديون (الفوائد) التي قد تفوق أرباحها، ويُعد ذلك مؤشراً على عدم قدرتها على الاستمرار، ومن ثم لا تستطيع المنشأة الحصول على تمويل آخر، لتطوير منتج جديد، أو منتج قائم بالفعل، أو استثمارات ضرورية لأسباب المنافسة، أو غير ذلك.

المؤشرات غير الماليّة المستخدمة في تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار

في ضوء التكامل والترابط بين المعلومات المالية وغير المالية، خاصة ما تمتلكه الأخيرة من أدوات قادرة على دعم الحكم على قدرة المنشأة على الاستمرار، غالبًا ما يطلق على تلك المؤشرات اصطلاح "المؤشرات التشغيلية"، وعلى هذا يمكن للباحثة إيجازها كالآتي:

أ- فقد مديرين مهمين دون إيجاد من يحل محلهم:

تتعرض المنشأة لمشكلة استقالة بعضًا من المديرين ذوي الأهمية، وعدم قدرتها على إيجاد البديل ممن يمتلك القدرة على القيام بمهامهم الوظيفية بذات الكفاءة مما يؤثر وبشكل كبير على استمرارية المنشأة في المستقبل، وخاصة في حالة إنتقال هؤلاء المديرين إلى منشآت أخرى في ظل المنافسة.

ب- فقدان سوق رئيسية، أو امتياز، أو مورد رئيسي:

قد تواجه المنشأة مشاكل في تسويق إنتاجها في الأسواق الدولية أو المحلية بفعل المنافسة، وارتفاع الأسعار، أو عدم ملائمتها مع مستويات الجودة لقلة الكوادر الفنية ذات الكفاءة والتي تؤثر على تسويق المنتجات، أو عدم وجود إدارة تعمل على دراسة العوامل التي تؤثر على أذواق المستهلكين، وبالتالي إنعدام القدرة على إيجاد الحلول المناسبة والفعّالة للمشاكل التسويقية التي تواجهها، كل هذه الأسباب قد تؤدي إلى فقدان أسواق رئيسية، أو امتيازات، أو خروج مورد رئيسي لها، جراء عدم قدرتها على تلبية الاحتياجات، وبالتالي يكون له أثر سلبي على إستمرارية المنشأة في المستقبل.

ج- صعوبات لها علاقة بالقوى العاملة، أو نقص في المستلزمات الهامة:

هناك صعوبات متعددة قد تتعرض لها المنشأة تتعلق بالأيدي العاملة، سواء كانت مباشرة مع العاملين وتتعلق بالرواتب والامتيازات وغيرها، أو من خلال النقابات العمالية التي تدافع عنها، فتغيير العاملين من فترة لأخرى يجعل المنشأة غير مستقرة في مواردها البشرية التي تقوم بتدريبهم، لهذا يجب على مراجع الحسابات أن يلاحظ ذلك من خلال سجلات العاملين بإدارة شؤون العاملين (الموارد البشرية)، لما تمثله من تأثير سلبي على استمرارية وداوم المنشأة في أعمالها.

النماذج الكمية للتنبؤ باستمرارية المنشأة:

التحليل المالي يقوم بشكل رئيسي على عنصر الخبرة، وحكم المحلل، حيث يواجه التحليل النسبي صعوبات كبيرة وعديدة، مثل عدم وجود قواعد نهائية للحكم، وفي كثير من الحالات تعطي النسب المالية مؤشرات متضاربة، فمن الممكن أن يكون تفسير نسبة مالية واحدة متناقضاً مع نسبة مالية أخرى، بمعنى أن التحليل المالي لم يعطي الصورة الحقيقية للمركز المالي للمنشأة، مما دفع العديد من الباحثين والمحللين الماليين إلى طرح السؤال التالي: "هل هناك مؤشرات أو قيم محددة يمكن حسابها للحكم على سلامة المركز المالي للمنشأة، ويستطيع المحلل أن يعتمد عليها في إصدار حكمه؟"، لذلك فقد اعتمد التحليل لأغراض التنبؤ بالفشل المالي على استخدام نماذج كمية من النسب ومؤشرات مالية، لمعرفة أرصدة معينة، أو نتائج محددة والمقارنة مع نسب معيارية وقيم فاصلة، وذلك كمؤشر على الصعوبات المالية التي قد تواجهها المنشآت، وقد أجريت العديد من البحوث والدراسات بهدف الكشف عما إذا كان يمكن استخدام التحليل النسبي وتحليل الاتجاهات

للتنبؤ بالفشل المالي. ويمكن تقسيم هذه النماذج إلى فئتين، النماذج التي تعتمد على نسبة مالية وأحدة "مفتاح" للتنبؤ بالفشل المالي، والنماذج التي تعتمد على الأوزان الترجيحية لحزمة من النسب المالية، ومن أهم تلك النماذج ما يلي:

أ. نموذج (Z-Score):

قام (Edward Altman) بتقديم هذا النموذج، باستخدام أسلوب التحليل التمييزي الخطي ذو المتغيرات المتعددة، بهدف إيجاد أفضل النسب المالية ذات القدرة على التنبؤ بفشل منشآت الأعمال الأمريكية، باستخدام عينة من المنشآت الصناعية المدرجة في السوق المالي، متماثلة لها من حيث نوع الصناعة وحجم الأصول، وقد أخذ النموذج بعين الاعتبار (22) نسبة مالية من واقع التقارير المالية لتلك المنشآت، وقد تم تصنيفها إلى خمس فئات وهي: السيولة، والربحية، والرفع المالي، والقدرة على الوفاء بالالتزامات قصيرة الأجل، والنشاط، ووقع الاختيار على أفضل خمسة نسب للتنبؤ بالفشل المالي.

وكلما ارتفعت قيمة (Z)، فذلك يشير إلى سلامة مركز المنشأة المالي، بينما تدل القيمة المتدنية على احتمالية الفشل المالي للمنشأة، وبناءً على هذا النموذج يمكن تقسيم المنشآت محل الدراسة إلى ثلاث فئات طبقاً لقدرتها على الاستمرار، وهذه الفئات هي:

- فئة المنشآت القادرة على الاستمرار، إذا كانت قيمة (Z) فيها (2.99) أو أكبر.
- فئة المنشآت المهتدة بخطر الفشل المالي، والتي يحتمل إفلاسها، إذا كانت قيمة (Z) فيها (1.81) أو أقل.

- فئة المنشآت التي يصعب إعطاء قرار حاسم بشأنها، والتي تحتاج إلى دراسة تفصيلية، عندما تكون قيمة (Z) أكبر من (1.81)، وأقل من (2.99). ويطلق عليها المنطقة الرمادية.

ب. نموذج (Taffler and Tisshow):

قام (Taffler and Tisshow) بتقديم هذا النموذج، بهدف تطوير نموذج رياضي قادر على التنبؤ بفشل منشآت الأعمال في بريطانيا، وقد اعتمد بناء هذا النموذج على أسلوب التحليل التمييزي الخطي متعدد المتغيرات، وتم تصفيتها إلى مجموعتين متشابهتين من حيث الحجم والصناعة، وقد استخدم في صياغة النموذج (8) نسب مالية مختلفة، تم اعتماد (4) فقط منها، وهي معدل الأرباح قبل الضرائب إلى الالتزامات المتداولة، معدل الأصول المتداولة إلى مجموع الالتزامات، معدل الالتزامات المتداولة إلى مجموع الأصول، مدة التمويل الذاتي.

وقد تم تصنيف تلك المنشآت بناءً على هذا الأسلوب إلى فئتين وفقاً للقدرة على الاستمرارية، وهي فئة المنشآت الناجحة أو القادرة على الاستمرار، قيمة (Z) فيها 0.3 أو أكبر، مقابل فئة المنشآت المهددة بخطر الإفلاس، قيمة (Z) فيها 0.2 أو أقل.

وقد قام (Taffler) بدراسة الاحتمالات، وتقدير تكاليف الأخطاء عند تصنيف الإجراءات وتحديد المتغيرات، وقد توصل إلى أن هذا المنهج هو الأفضل من الناحية العملية، بإعتباره وسيلة لتحديد قائمة صغيرة من المنشآت التي تمر بضائقة مالية، وأن حالة الإفلاس الفعلي يتم تحدها من ردود أفعال الدائنين أو المؤسسات المالية وغيرها من الدائنين، وهو أمر لا يمكن التنبؤ به بشكل محدد.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

ج. نموذج (Springate):

قام (GordanSpringate) بتقديم هذا النموذج الذي يعتمد في بناءه على أسلوب التحليل التمييزي المتعدد لإختيار أفضل أربع نسب مالية، هي معدل رأس المال العامل إلى مجموع الأصول الملموسة، معدل الأرباح قبل الفوائد والضرائب إلى مجموع الأصول الملموسة، معدل الأرباح قبل الضرائب إلى الالتزامات المتداولة، إلى جانب معدل صافي المبيعات إلى مجموع الأصول الملموسة.

وإعتمادًا على هذا الأسلوب فكلما ارتفعت قيمة (Z)، فإنها تشير إلى سلامة مركز المنشأة المالي، أما إذا كانت (Z) أقل من 0.862 فإن تلك المنشأة تصنف علي أنها مهددة بخطر الإفلاس، وعليه فقد أثبت النموذج قدرة عالية على التنبؤ بالفشل المالي.

د. نموذج (Kida):

قدم هذا النموذج من جانب (Kida)، حيث يعتمد في بناءه على أسلوب التحليل التمييزي المتعدد لإختيار خمسة نسب مالية، هي معدل صافي الأرباح قبل الضرائب إلى مجموع الأصول، معدل مجموع حقوق المساهمين إلى مجموع الالتزامات، معدل الأصول السائلة إلى الالتزامات المتداولة، صافي المبيعات إلى مجموع الأصول، إلى جانب معدل الأصول النقدية إلى مجموع الأصول.

وطبقًا لهذا الأسلوب، كلما ارتفعت قيمة (Z)، فإنها تشير إلى سلامة مركز المنشأة المالي، أما إذا كانت (Z) أقل من صفر فإن المنشأة تصنف على أنها مهددة بخطر الإفلاس.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

هـ. نموذج (Kah and Tans):

تم تقديم هذا النموذج من جانب (Kah and Tans)، حيث قاما باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية، إعتماًداً على المؤشرات المالية التي تشتمل على معدل الأصول السائلة إلى الالتزامات المتداولة، ومعدل القيمة الدفترية لحقوق المساهمين إلى مجموع الأصول الملموسة، ومعدل مجموع الالتزامات إلى مجموع الأصول الملموسة، معدل مصروفات الفوائد إلى الأرباح قبل الفوائد والضرائب، صافي الربح إلى مجموع الأصول الملموسة، والأرباح المحتجزة إلى مجموع الأصول الملموسة، وذلك بناءً على أساس اللوغاريتم الطبيعي لاحتساب احتمال فرض الاستمرارية.

و. نموذج (Sherrod):

قام (Sherrod) بتقديم هذا النموذج، ويعتمد النموذج على ست مؤشرات مالية مستقلة، إلى جانب الأوزان النسبية لمعاملات دالة التمييز التي أعطيت لهذه المتغيرات، والتي تتضمن كل من معدل رأس المال العامل إلى مجموع الأصول، معدل الأصول النقدية إلى مجموع الأصول، معدل مجموع حقوق المساهمين إلى مجموع الأصول، معدل الأرباح قبل الفوائد والضرائب إلى مجموع الأصول، معدل مجموع الأصول إلى مجموع الالتزامات، أيضاً مجموع حقوق المساهمين إلى الأصول الثابتة الملموسة.

وبناءً على عدد نقاط (Z) طبقاً لهذا الأسلوب، يجري تصنيف المنشآت إلى خمس فئات حسب قدرتها على الاستمرار، والجدول رقم (1) يوضح هذه الفئات هي:

جدول رقم (1)

تصنيف المنشآت حسب قدرتها على الاستمرار طبقاً لنموذج

Sherrod

الفئة	درجة المخاطرة	(Z)
الأولى	المنشأة غير معرضة لمخاطر الإفلاس	$Z \geq 25$
الثانية	إحتمال قليل للتعرض لمخاطر الإفلاس	$25 > Z \geq 20$
الثالثة	يصعب التنبؤ بمخاطر الإفلاس	$20 > Z \geq 5$
الرابعة	المنشأة معرضة لمخاطر الإفلاس	$5 > Z \geq -5$
الخامسة	المنشأة معرضة بشكل كبير لمخاطر الإفلاس	$Z < -5$

ز. نموذج (A-Score):

وقد قام (Argenti) بتقديم هذا النموذج، وذلك استناداً على طرق بديلة للتنبؤ بالفشل المالي منشآت الأعمال، من خلال نظام تسجيل للمتغيرات النوعية والكمية، وقد أستند هذا النموذج على فرضية أن المنشآت المتوقع فشلها لابد وأن تتعرض لأربعة مراحل وهي: العيوب، والأخطاء، والأعراض، وأخيراً الفشل. وقام بإعطاء علامة لكل بند طبقاً لأهميته النسبية له، كما يتضح من الجدول رقم (2):

جدول رقم (2)
مراحل اتجاه المنشآت نحو الفشل المالي

المرحلة	المؤشرات	عدد النقاط
العيوب	إدارة الشخص الواحد	8
	الجمع بين منصب المدير العام ورئيس مجلس الإدارة	4
	عدم فاعلية مجلس الإدارة	2
	عدم توازن الكفاءات الإدارية والفنية	2
	عدم كفاءة المدير المالي	2
	عدم كفاءة الإدارة الوسطى	1
	عدم وجود موازنات أو رقابة مالية	3
	عدم وجود خطة للتدفقات النقدية أو لا يتم تحديثها	3
	عدم وجود نظام تكاليف فعال (عدم معرفة المساهمة الحدية للوحدة)	3
	عدم الإستجابة للتغيرات والبيئة المحيطة (عدم تطوير المنتج، طرق التسويق)	15
	مجموع علامات العيوب	43
الأخطاء	ارتفاع نسبة المديونية	15
	التوسع في العمل على حساب قدراتها المالية	15
	الدخول في مشاريع كبيرة من غير الممكن تحقيقها أو تسديد الالتزامات	15
	مجموع علامات الأخطاء	45
الأعراض	مؤشرات مالية سيئة	4
	اللجوء للمحاسبة الإبداعية (استخدام طرق محاسبية مختلفة لإخفاء الخسائر)	4

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

المرحلة	المؤشرات	عدد النقاط
	مؤشرات غير مالية سيئة (تجميد الرواتب، ارتفاع معدل دوران الموظفين، انخفاض الروح المعنوية، والشائعات)	4
	مجموع علامات الأعراض	12
	مجموع العلامات	100

وبناءً على عدد نقاط (A)، يجري تصنيف المنشآت إلى ثلاث فئات طبقاً للقدرة على الاستمرار، والجدول رقم (3) يوضح هذه الفئات هي:

جدول رقم (3)

تصنيف المنشآت حسب قدرتها على الاستمرار طبقاً لنموذج A-Score

الفئة	درجة المخاطرة	(Z)
الأولى	منشأة غير معرضة لمخاطر الإفلاس	$0 \leq A < 18$
الثانية	منشأة لديها احتمالية التعرض لمخاطر الإفلاس	$35 > A$
الثالثة	منشأة يصعب التنبؤ بمخاطر الإفلاس (المنطقة الرمادية)	$18 \leq A \leq 35$

المبحث الثالث

الشبكات العصبية الاصطناعية

مقدمة:

يستعرض هذا المبحث الإطار الفكري للشبكات العصبية الاصطناعية، من حيث النشأة ومجالات التطبيق، مع إلقاء الضوء على الجوانب الممارسات المحاسبية، في إطار الدعم لقرارات منح الائتمان المصرفي بصفة عامة، وفي ضوء التوعيم المصرفي بصفة خاصة.

مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية:

الشبكات العصبية الاصطناعية هي طريقة يتم من خلالها تحليل البيانات، وذلك من خلال تتبع اتجاهات البيانات، ودراسة العلاقات المعقدة والمتداخلة بينها، مع التعلم بهدف التكيف مع التغيرات البيئية، فهي عدد من عناصر التشغيل البسيطة المتداخلة والمتصلة، فأى اتصال يتم بين هذه العناصر لديه وزن خاص به، ويتم نمذجة تلك الشبكات العصبية الاصطناعية كي تشبه المخ البشري، ومع طريقة عمله (Trigueiros, and Taffler, 1996)، ومجال الشبكات العصبية الإصطناعية متعدد، فمنها الاتصالية أو آلية الاتصال Connectionism، والتشغيل التوزيعي المتوازي، وحساب الأعصاب أو الحسابات العصبية Neurocomputing، ونظم الذكاء الطبيعي أو الواقعي Natural Intelligent Systems، وخوارزميات تعلم الآلة Machine Learning Algorithms (Fernandes et. al., 2020; Dameri et. al., 2020).

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

النشأة والإطار العام لتطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية:

الشبكات العصبية الاصطناعية هي أحد تطبيقات الذكاء الاصطناعي، حيث بدأ الاهتمام بها في الخمسينات القرن الماضي حيث سعى عددًا من العلماء إلى وضع مجموعة من البرامج التي تتشابه مع عمل الشبكات العصبية الاصطناعية بمخ الإنسان، وربطها معا من أجل أن تقوم بعملية تعلم معينة بهدف ترشيد إتخاذ القرارات، وحتى فترة قريبة كان البحث في تكنولوجيا الشبكات العصبية الاصطناعية كفرع من فروع الذكاء الاصطناعي محدود في المؤسسات العلمية البحثية، وفي المنشآت الاستثمارية الكبيرة، إلى جانب الجامعات.

عند نشأة الشبكات العصبية الاصطناعية كانت قاصرة على المهندسين فحسب، ومع بداية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية كبرمجيات بدأت تغزو المجال المالي، ونظرًا لقيام العديد من البنوك وصناديق المعاشات وكذلك شركات التأمين وصناديق الاستثمارات الدولية بإدارة مليارات الدولارات بأسواق المال، في أعمال الشراء والبيع والمضاربة على أسعار الأسهم والعملات، ولحاجة مديري تلك المنشآت والمؤسسات للأساليب العلمية الحديثة لتساعد في التنبؤ بما سيحدث مستقبلًا، ليقوموا بتوجيه إستثماراتهم نحو الاتجاه الصحيح، فمن هنا كان استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال المحاسبة للتنبؤ بأسعار الأسهم، أو التغيرات الحادثة بها.

وفي نهاية التسعينات من القرن العشرين تنوعت تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية في المحاسبة والتمويل، الأمر الذي تطلب تقسيمها لأنواع متعددة: في المحاسبة المالية والمراجعة ومحاسبة التكاليف والمحاسبة الإدارية، إلى جانب الاستثمارات المالية.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

مع ارتفاع معدلات الاهتمام بالشبكات العصبية الاصطناعية زادت تطبيقاتها الصناعية، ومع تعدد البرمجيات الجاهزة للشبكات العصبية الاصطناعية تزايدت أيضاً المجالات التي تطبق الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال العلوم التطبيقية والاجتماعية.

ويمكن وضع الغالبية العظمى من تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية في تصنيفات تطبيقات التنبؤ، وترشيح البيانات Data filtering، والتصنيف، وفي ارتباط البيانات، بجانب التعرف على العينات والنماذج Pattern recognition، ونمذجة البيانات Data Modeling.

فبداية العمل في الشبكات العصبية الاصطناعية كان من خلال التعاون بين مجموعة من المهندسين كانوا يعملون في عمل دوائر كهربائية إلكترونية، تحاكي عمل الخلايا العصبية، وتعمل تلك الخلايا بشكل متوازي (كل عناصر المدخلات تعالج في وقت متزامن)، ولا يزال تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية مستمر، خاصة في مجالات التعرف على خط اليد، وفي مجال معالجة اللغات الطبيعية.

استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المجال المصرفي:

التطور الهائل والمتلاحق في مجال الحاسبات الشخصية هو الباب الرئيسي لدخول تطور استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، باعتباره أداة استثمارية مفيدة للمستثمر الفرد والممارسين في المؤسسات المالية، وقد زات في الفترة الأخيرة الجهود البحثية الموجهة لتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في المجالات التجارية، وفي المؤسسات التي تقدم الخدمات المالية أكثر لتحقيق التنافسية في المناخ الاقتصادي العالمي. استكمالاً لإجراءات تقدير مخاطر الائتمان

الروتينية، وحتا إستراتيجيات إدارة محافظ الأوراق المالية الكبيرة، ومثل هذه التطبيقات السالفة تشير إلى تحقيق مستويات مرتفعة من الدقة بهدف ترشيد عمليات إتخاذ القرار بصورة لا بأس بها. ومن المشاكل المالية التي يمكن معالجتها أيضاً بإستخدام أسلوب الشبكة العصبية الاصطناعية هو التصنيف والتقييم الائتماني، والإستثمار في الأوراق المالية، والتنبؤ بالإفلاس (Coakley and Brown,2000).

وبسبب القدرة التي تمتلكها الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأنماط في البيانات غير الخطية Non-Linear، الغامضة أو غير المكتملة، والمشوشة أو المبهمة Noisy، وكذلك البيانات المتطايرة أو المتغيرة بسرعة Volatile فإن الشبكات العصبية الاصطناعية أصبحت وسيلة شائعة الاستخدام تعمل على التنبؤ بالمتغيرات المالية والقيام بتصنيفها، حيث أن هناك توافق عام على أن أغلب المتغيرات المالية تمتلك السمة اللاخطية Non-Linear. والسبب في شيوع هذا الأسلوب الجديد (الشبكات العصبية الاصطناعية) هو القدرة على صياغة ونمذجة العلاقات غير الخطية بين المتغيرات المالية.

والإتجاه نحو محاكاة الذكاء البشري يعتبر أحد أبرز التطورات التكنولوجية التي شهدها العالم اليوم، والتي تسعى البنوك إلى تبنيها وتطبيقها بهدف وقف نزيف التكاليف التشغيلية، والتقرب أكثر من العملاء بالشكل الذي ينعكس على أداء هذه البنوك، وذلك مع بداية الربع الأخير من القرن العشرين، في ضوء ما عُرف بالموجة الثانية من التكنولوجيا المالية FinTech V.2 (أسامة وجدى، أميرة حسنين، 2019)، وتعود الشبكات العصبية الاصطناعية إلى فترة ثلاثينيات القرن

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

العشرين، وتحديداً إلى العالم الإنجليزي آلان تورنج Alan Turing، في إطار جهوده عن الذكاء الصناعي الاصطناعي (Turing, 2004)، ويهدف علم الذكاء الاصطناعي إلى فهم طبيعة الذكاء الإنساني عن طريق عمل برامج للحاسب الآلي، والتي يمكنها محاكاة السلوك الإنساني المتميز بالذكاء. وتعنى قدرة برنامج الحاسب على حل مسألة ما، أو في إتخاذ قرار في موقفٍ ما -بناءً على وصف دقيق لهذا الموقف- ويتم ذلك بالرجوع إلى عدد من العمليات الاستدلالية المتنوعة التي تم تغذية البرنامج بها من متغيرات.

ومن جهة أخرى قد شهدت الخمس وعشرون عامًا الأخيرة من القرن العشرين ظهور أساليب الحوسبة الجديدة في عمليات صناعة القرارات الاقتصادية، وفي أنشطة الأعمال، وهو ما أدى إلى خلق مجالات علمية جديدة تستخدم الحوسبة في مجالات الاقتصاد والمحاسبة والمراجعة والتمويل مثل الاقتصاد الحسابي Computational Economics، والتمويل الحسابي Computational Finance، الاحصاء الحسابي Computational Statistics خلال العقود الماضية، وبالفعل جذبت تلك العلوم الحديثة الانتباه إليها وتبوئت مكانتها على الساحة العلمية (Sun, 1999; Miranda and Fackler, 2004; Chen, 2020; Hernández and Hidalgo, 2020).

تصنيف الشبكات العصبية الاصطناعية من حيث تطبيقاتها في مجال المحاسبة والمراجعة:

تباينت وجهات النظر الموجودة حول استخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية في المحاسبة، لكن أفضل تلك التصنيفات التصنيف الذي قام بوضعه مجلس المحاسبين الأمريكي

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

CPA بتصنيف الشبكات العصبية الاصطناعية الملائمة لتطبيقات المحاسبة إلى (Etheridge and Brooks, 1994):

أ) شبكات التنبؤ Prediction network:

يتم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في عمليات التنبؤ بقيمة بند ما من بنود قيم أخرى، فمثلاً، يمكن إعطاء هذا النوع من الشبكات العصبية الاصطناعية بيانات الربح الحالي لشركة ما، ومعدل نمو تلك الشركة، كذلك بيانات نمو الصناعة، ومعدل نمو الاقتصاد الجزئي للتنبؤ بالربح المحاسبي مستقبلاً، ويمكن أن يستخدم هذا النوع من الشبكات للتنبؤ بأسعار أسهم شركات معينة.

ب) شبكات التصنيف Classification network:

يتم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتصنيف بند معين في مجموعة معينة. فمثلاً يمكن للشبكات من هذا النوع إعطائها النسب المالية لتصنيف الشركات إلى شركات مفلسة وشركات غير مفلسة.

ج) شبكات تنقية البيانات Data filtering network

ويستخدم هذا النوع إذا تحولت بيانات المدخلات للتشوش noisy، لأن اللغة المنطوقة مملوءة بإشارات التشويش، وتستخدم تلك الشبكات باعتبارها واجهة للغة الطبيعية، وكوسيلة للتقريب بين الحاسبات والمستخدم النهائي.

(د) شبكات الأمثلية Optimization network:

وتستخدم تلك الشبكات في حل المشكلات ذات التعقيد الشديد، فيتم مثلاً الاستخدام في تخصيص الموارد، وعمل جداول عمل إلكترونية.

وقد سعت البحوث المحاسبية في الآونة الأخيرة إلى تطبيق إستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التعامل مع المشكلات المحاسبية المتنوعة، وفي ضوء التطورات الحديثة بأن المناهج المعتمدة على نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية هو أفضل من الطرق الإحصائية التقليدية كالانحدار، وتحليل التمايز، فالأساليب الإحصائية التقليدية تحتاج إلى بيانات تتوافر فيها افتراضات أو شروط محددة، كأن تكون البيانات موزعة بصورة طبيعية، ومصفوفات التباين والتغاير لتلك البيانات تكون متساوية، ونادراً ما تتوافرتلك الافتراضات في البيانات في الواقع العملي. ولهذا فقد شكك بعض الباحثين في إمكانية الاعتماد على تلك الأساليب أو الثقة فيها، أما نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية فلا تحتاج إلى توافر مثل هذه الافتراضات، حيث يتم بناؤها باستخدام أمثلة على حلول لمشاكل في مجال تطبيقي محدد، وقد أدى ذلك إلى الانتشار السريع لتلك النماذج، والتي أصبحت تحظى بالقبول من قبل الباحثين وذوي العلاقة.

وهناك الكثير من المجالات قد تم تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية فيها، مثل مجال التشخيص الطبي والفحص الجنائي، وأعمال التحري أو الكشف البيولوجي، كذلك في علوم الحاسب، وفي مجال الهندسة، إلى جانب الاستخدام في البحوث الاقتصادية، حيث يمكن

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

استخدامها لتحليل العلاقات بين الظواهر المالية والاقتصادية، وفي التنبؤ، وترشيح أو فترة البيانات، وبناء السلاسل الزمنية، وتحسين أداء النظم Optimization.

أيضاً تحظى الشبكات العصبية بالعديد من مؤيديها من بين مديري المحافظ الاستثمارية المختلفة، وفي منشآت الأوراق المالية، وكذلك في بنوك الاستثمار Investment Banks، حيث أن الكثير من بنوك الاستثمار كبنك جولدن مان ساكس Goldman Sachs ومورجان ستانلي Morgan Stanley قد خصصت أقساماً لتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية، وفي الحقيقة تشير معظم المنشآت العاملة في المجالات المالية أو الصناعة المالية - والتي تستثمر الكثير من أجل تطوير الأبحاث الخاصة بالشبكات العصبية الاصطناعية - إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية من الممكن أن تستخدم كوسيلة هامة وفعالة للتنبؤ.

معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية Neural Network Architecture:

معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية تعتبر طريقة ارتباط العصبونات مع بعضها البعض لتكوين الشبكة، وتصنف الشبكات العصبية طبقاً لعدد طبقاتها إلى شبكات وحيدة الطبقة (بدون طبقة خفية)، و شبكات متعددة الطبقات (بطبقة خفية أو أكثر)، أيضاً يتم حساب عدد طبقات الشبكة بدون احتساب طبقة الدخل في العدد، حيث لا تنفذ أي حساب. وتتعدد معماريات الشبكة العصبية الاصطناعية، والتركيب الذي يتكون من طبقة واحدة من العناصر تربط بصورة مباشرة مدخلات الشبكة ومخرجاتها هو أبسط تركيب ممكن لشبكة عصبية اصطناعية، مقابل الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات multilayer network، حيث تتكون من طبقة مدخلات وطبقة

مخرجات وطبقة خفية أو أكثر، وقد توجد شبكة عصبية اصطناعية مكونة من طبقتين من عناصر المعالجة وهما طبقة المدخلات وطبقة المخرجات فقط(عبدالحميد بسيوني، 2005)، أيضًا من الممكن تقسيم معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية إلى نوعين أساسيين هما: الشبكات العصبية الإشرافية، والشبكات العصبية غير الإشرافية (O'brien, &Marakas, 2005).

دور الشبكات العصبية الاصطناعية في ترشيد إتخاذ القرارات المصرفية:

تعمل المصارف في بيئة تتسم بدرجة كبيرة وعالية من الشك وعدم التأكيد، وهو الأمر الذي ينتج عنه التعرض لمخاطر كثيرة عند ممارسة أنشطتها المتنوعة، وهو ما يستوجب على السلطات الرقابية وضع مقاييس دقيقة للملاءة المتعلقة برأس المال، والمديونية والسيولة لتعزيز صلابة الأنظمة المالية والرقابة، وإدارة المخاطر بالقطاع المصرفي، فعملية تقديم الائتمان من طرف البنك تقوم على تحليل طلبات القروض، من خلال فحص المركز المالي لطالب القرض اعتمادًا على النسب المالية، إلا أن تلك الطريقة الكلاسيكية تعاني من الصعوبات المتعددة، كونها تؤدي إلى إتخاذ قرارات غير رشيدة، لهذا ظهرت طرق مستحدثة تعتمد على النماذج الإحصائية، ومن بينها تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية، لما حققته تلك التقنية من معدلات تصنيف دقيق وأكثر مرونة في التعامل بها خاصة في البنوك الأجنبية، بإعتبارها أدوات مهمة في إتخاذ قرار منح الائتمان من عدمه، على عكس الطرق التقليدية كالتحليل المالي، والنسب المالية، وهناك طرق أخرى مستحدثة كالآتي: (Bahrammirzaee, A, 2010; Sadatrasoul, et. al, 2013;)

Romano, 2020; Zhong and Zhou, 2020; Ghatasheh et al., 2020; Trigkas
(and Liapis, 2020

- أ. **طريقة Credit-Me**: وتسمى بالمؤشر التركيبي، أي الاصطناعي، وتستند على إعطاء نقطة إجمالية للخطر، كما أنها تقوم على عوامل جوهرية تتعلق بمركز العميل، منها العامل الشخصي والاقتصادي، والعامل المالي، من خلال إعطاء معامل ترجيح لكل منها.
- ب. **طريقة التنقيط المالي**: تعملكك الطريقة أو النظام بهدف تقييم وتقدير الخطر المرتبط بالالتزامات، ملخص في نقطة تقييمية تسمح بتصنيف صاحبها طبقاً لخصائص وطبيعة الالتزام، بناءً على جوانب متعددة متعلقة بالعميل، ويعتمد نظام التنقيط على إدراج النقاط حسب تقييمات محدد تتراوح من A إلى D.
- ج. **طريقة القرض التنقيطي**: غالباً ما يطق عليها التحليل التمييزي، وتعتمد على التحليل الإحصائي، من خلال تصنيف خطر القرض، وذلك بتصنيف علامة (نقطة) لكل عميل على حدة، بهدف تحديد مركزه المالي، والتي تمثل درجة الخطر بالنسبة للبنك، والنموذج التقييمي يكون على شكل معادلة خطية تشتمل على متغيرات محاسبية متعددة.
- د. **النظم الخبيرة**: إن النظام الخبير هو برنامج معلوماتي قائم على منطق مخصص بهدف خلق حلول للحالات الصعبة، ويستخدم منطق نموذجي بدل الحسابات العددية، ويعمل بكفاءة عالية جداً، ومن ثم تسهيل عملية إتخاذ القرارات وتوفير الوقت والجهد.

هـ. أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية: توجد هذا الأسلوب من خلال المحاولات الجادة لمحاولة تصميم نظام يفكر، ويمكنه استخدام المنطق في عملياته، لمحاولة محاكاة شكل وترتيب طريقة عمل الخلايا بالجهاز العصبي للإنسان. إلا أن الضرورة البحثية تحثنا القيام بالتركيز على تلك التقنية باعتبارها أحد أهم التطبيقات التي تحاكي الذكاء البشري في عالم الأعمال، بجانب أنه تم في مجالات اكتشاف حالات الغش والاحتيال، حيث تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف حالات الغش بطاقات الائتمان Credit Card، وعمليات فحص إجراءات منح القروض Approval of Loans، وأيضاً الكشف عن الإنحرافات في عادات الشراء، أو الإنفاق، كذلك تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في التعرف على الحروف، ومن ثم تستخدم في التأكد من مطابقة التوقعات الخاصة بالشيكات. وفي الواقع العملي تستخدم شركة ماستر كارد وشركة فيزا العالمية وبنك أوف أمريكا، إلى جانب العديد من البنوك الأخرى الشبكات العصبية الاصطناعية للكشف والتعرف على الإنحرافات والتغيرات في مجالات الإنفاق، ومن ثم مراقبة أنماط الإنفاق غير العادية عن طريق بطاقات الائتمان، وبالتالي اكتشاف حالات النصب أو السرقة بتلك البطاقات الإلكترونية، وتقوم البنوك في الولايات المتحدة، وكذلك الاتحاد الفيدرالي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتأكد من صحة التوقعات الخاصة بالشيكات المصرفية.

الانتقادات الموجهة للشبكات العصبية الاصطناعية:

هناك العديد من الانتقادات الموجهة للشبكات العصبية الاصطناعية، يمكن للباحثة إيجازها

في النقاط الآتية: (Etheridge and Brooks, 1994; Turban and Trippi, 1995; Lin)

(et al.,2006

أ. أكثر أوجه الانتقادات والشائعات للشبكات العصبية الاصطناعية هو أنها تعمل كالصناديق السوداء، حيث تعمل بطريقة غير واضحة، وتقوم بالحسابات الرئيسية في الطبقة المخفية، ولا توجد طريقة ظاهرة لمعالجة تلك المعلومات بالطبقة المخفية، ولهذا لا يمكن فهم وإستيعاب قواعد تشغيل تلك الشبكة بشكل كامل.

ب. تتطلب عملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية إلى الكثير من الجهد والوقت، بالمقارنة مع النتائج التي توصلت إليها الشبكة العصبية الاصطناعية أو تكلفة إعداد قاعدة المعرفة من قبل الخبراء، فهذه ليست مشكلة النظام، فكلما زادت أعداد التجارب، زادت الثقة في النتائج التي تنتجها الشبكة، ومع ذلك يجب أن نشير إلى أنه رغمًا من وقت التدريب المحدود المطلوب للشبكات العصبية الاصطناعية خاصة عند استخدام طبقات متعددة، فإن السرعة المتبعة في تطوير البرامج تتغلب على معظم أوجه القصور.

ج. لا يوجد نظريات رياضية يمكن تطبيقها لضمان نجاح أداء الشبكة العصبية الاصطناعية التطبيقية، ولا تزال تلك النظريات قيد التطوير أو في طور الإنشاء.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

د. أحياناً ما تكون الشبكات العصبية الاصطناعية منحازة، حتى في حالة عدم وجود علاقة بين هذه البيانات، فإنها ستحاول مواءمة منحنى البيانات وتصور العلاقة بين بيانات معينة، أي المبالغة في بعض البيانات حتى في عدم علاقة بين هذه البيانات، وهذا ما يسمى "Over Fitting"، وهذا يحدث عندما يتم تدريب الشبكة بصورة أكثر مما يجب، وهو ما يسفر عن ضعف شمولية الشبكة.

هـ. ورغمًا من نقاط الضعف السابقة، إلا أنها لا تقلل من نجاح الشبكات العصبية الاصطناعية في أي مجالات محاسبية ومالية، حيث أنها أثبتت فعاليتها وكفاءتها في أعمال التقدير والتنبؤ.

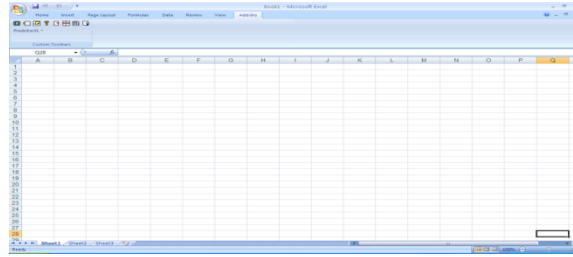
المبحث الرابع

اختبار الفروض

في هذا الجانب من البحث تقوم الباحثة بإستعراض عمليات الاستدلال الإحصائي لمدى قبول فروض البحث في ضوء عمليات المسح المستندي للبيانات المالية وغير المالية، والتي شملتها البيانات الداخلة إلى الشبكة العصبية الاصطناعية، لاستبيان قدرة الشبكات العصبية الاصطناعية في دعم قرارات تعويم العملاء المصرفيين.

تشغيل الشبكات العصبية الاصطناعية

قامت الباحثة باستخدام برنامج NeuroXL لبناء الشبكة العصبية الاصطناعية، من خلال الإصدار 3.1.2، حيث تم إعداد هذا البرنامج من خلال الإضافة إلى حزمة برنامج Microsoft Excel، وذلك في عدد من الاعتبارات تتضمن متطلبات تشغيل بالإضافة إلى عنصر التكلفة.



شكل رقم (1)

واجهة المستخدم لبرنامج الشبكة العصبية الاصطناعية في برنامج

Microsoft Excel

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

وقدم بناء الشبكة العصبية الاصطناعية بإدخال البيانات المستقلة تتضمن 90 متغير مالي وغير مالي (انظر جدول رقم 4)، وفي ضوء شاشة إدخال البيانات لبرنامج الشبكة العصبية الاصطناعية تظهر معالم بناء الشبكة كما في الشكل رقم (2):

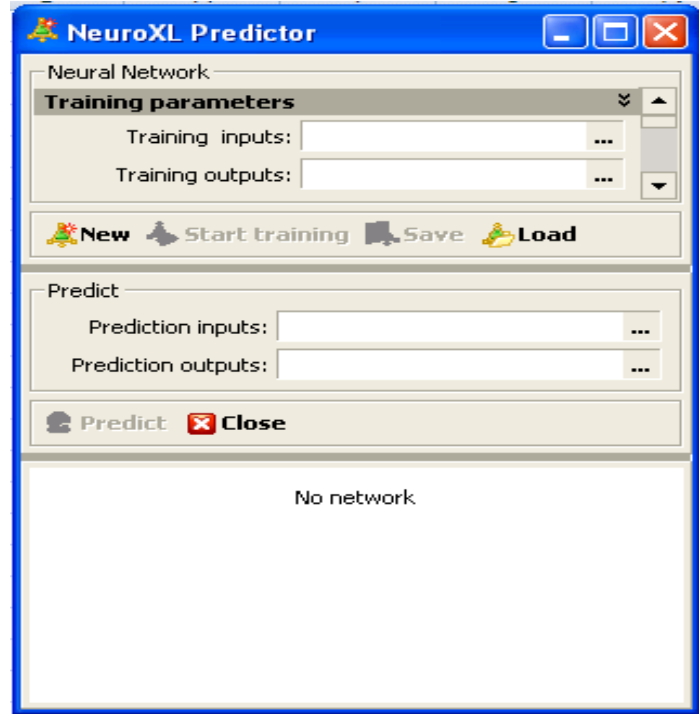
جدول رقم (4)

المتغيرات الداخلة للشبكة العصبية الاصطناعية

م	المتغير	م	المتغير	م	المتغير
1	إجمالي الخصوم/ حقوق الملكية.	31	التدفق النقدي لأنشطة التشغيل/ إجمالي الديون البنكية.	61	مبيعات التصدير.
2	إجمالي الأصول الثابتة.	32	التدفق النقدي لأنشطة التشغيل/ الإيرادات.	62	مبيعات محلية.
3	إجمالي الأصول المتداولة.	33	التدفق النقدي لأنشطة التشغيل/ المدفوعات المالية.	63	متوسط فترة التحويل النقدي.
4	إجمالي الأصول.	34	التدفق النقدي لأنشطة التشغيل/ إجمالي الخصوم.	64	مجمعا لإهلاك.
5	إجمالي الخصوم المتداولة.	35	تكلفة البضاعة المباعة.	65	مجملا لربح.
6	إجمالي الخصوم / إجمالي حقوق الملكية.	36	توزيعات مستحقة.	66	مخصصات المدينين وأوراق القبض
7	إجمالي الخصوم وحقوق الملكية.	37	جاري المساهمين.	67	مرتبات ومزايا العاملين.
8	إجمالي الخصوم.	38	حقوق الأقلية.	68	مستحقات لأطراف ذات علاقة.
9	إجمالي الخصوم/ حقوق الملكية الملموسة.	39	دفعات مقدمة.	69	مشروعات تحت التنفيذ.
10	إجمالي الخصوم/ حقوق الملكية.	40	رأس المال المدفوع.	70	مصرفات تبعية عمومية وإدارية.
11	إجمالي الديون البنكية/ إجمالي حقوق الملكية.	41	الرافعة التشغيلية.	71	مصرفات تمويلية.
12	إجمالي المخزون.	42	الرافعة الكلية	72	مصرفات مدفوعة مقدمة.
13	إجمالي حقوق الملكية.	43	الرافعة المالية.	73	مصرفات مستحقة.
14	أخرى (حقوق ملكية واحتياطيات).	44	سنة التأسيس	74	معدلا لعائد على الأصول.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

15	أراضي.	45	الشكل القانوني	75	معدلا لعائد على حقوق الملكية.
16	الأرباح (الخسائر) المرحلة.	46	شيكات وكمبيلات لتلصيل.	76	معدلتغطية أفساط القروض والفوائد.
17	استثمارات طويلة الأجل.	47	صافي الأرباح (الخسائر) العام.	77	معدلتغطية المدفوعات الثابتة
18	أصول غير ملموسة	48	صافيا لأصول الثابتة.	78	معدلدوران إجمالي الأصول.
19	أطراف ذات علاقة (مستحق من شركات تابعة وشقيقة).	49	صافيا لتدفق النقدي من أنشطة التشغيل.	79	معدل دوران الأصول الثابتة باستبعاد أعمال تحت التنفيذ.
20	أفساط القروض المستحقة خلال العام.	50	صافي الربح (الخسارة).	80	معدلدوران الإنتاج التام.
21	آلات ومعدات.	51	صافيا لربح قبل الفوائد والضرائب والإهلاك والاستهلاك.	81	معدلدوران المخزون.
22	إنتاج تام.	52	صافي أوراق القبض والمدينون.	82	معدلدوران المصروفات المستحقة.
23	الإهلاك والاستهلاك.	53	صافي ربح العمليات.	83	معدلدوران المواد الخام.
24	أوراق الدفع والموردون.	54	ضرائب مستحقة.	84	معدلدوران أوراق الدفع.
25	أوراق قبض ومدينون.	55	عدد العاملين	85	معدلدوران أوراق القبض.
26	الإيرادات (إجمالي المبيعات).	56	القروض متوسطة وطويلة الأجل.	86	مواد تحت التشغيل.
27	الإيرادات (إجمالي المبيعات).	57	قروض مساندة.	87	مواد خام.
28	البنوك الدائنة.	58	القطاع (النشاط)	88	النقدية وما في حكمها.
29	البنوك المدينة.	59	مبالغ مستحقة لأطراف ذات علاقة طويلة ومتوسطة الأجل.	89	هامش صافي الربح.
30	التدفق النقدي لأنشطة التشغيل / إجمالي الخصوم.	60	مباني وأصول ثابتة أخرى.	90	هامش مجمل الربح.



شكل رقم (2)

معالم بناء الشبكة العصبية الاصطناعية

حيث تحتوي المعالم المعمارية للشبكة العصبية الاصطناعية على سبعة معالم كما هو موضح

في الجدول رقم (4)

جدول رقم (4)

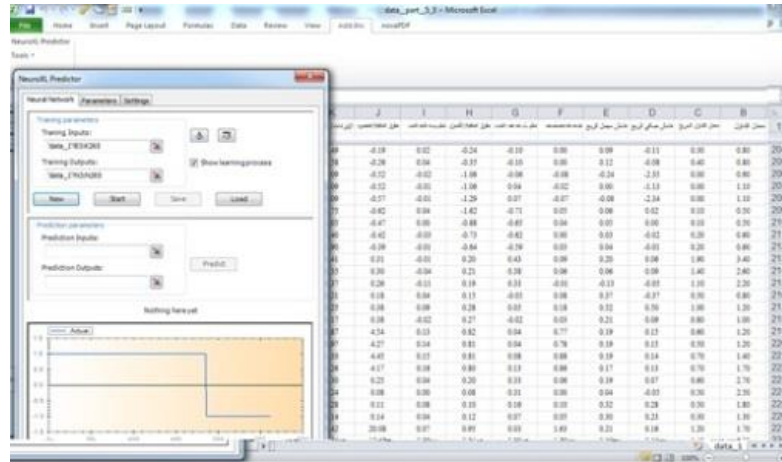
معالم معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية

م	معلمة الشبكة العصبية الاصطناعية
1	الحد الأدنى للانحراف (خطأ التقدير) Minimum weight delta
2	حدود التجربة (الحد الأقصى لمرات التجربة) Limit of epochs
3	الوزن المبدئي Initial weights
4	معدل التعلم Learning rate
5	الزخم Momentum

6	دالة التفعيل (التنشيط)	Activation Function
7	الطبقات العصبية الخفية	Neurons in Hidden Layer

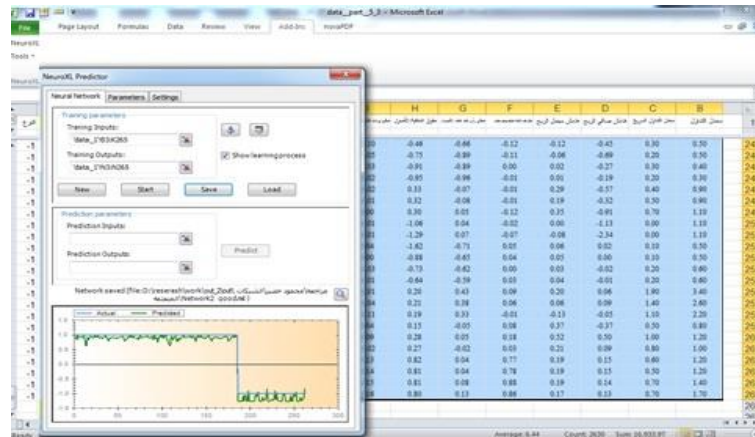
يمكن للباحثة استعراض عمليات المعالجة سواء في مرحلة ادخال المتغيرات بالشبكة العصبية

الاصطناعية أو اختبار جودة تلك الشبكة من خلال الشكلين رقم (3)و(4)



شكل رقم (3)

ادخال المتغيرات بالشبكة العصبية الاصطناعية



شكل رقم (4)

تقييم نتائج الشبكة العصبية الاصطناعية

وفى سبيل تدقيق قدرة الشبكة على تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار كأساس لإتخاذ قرار تعويم العميل المصرفي تم تجزئه البيانات إلى مجموعتين، الأولى بيانات التدريب وشملت (150) مفرده، مقابل (301) تكون خاضعة للتقييم من جانب الشبكة لتحديد قدرتها على الاستمرار بناءً على المتغيرات المالية وغير المالية ذات العلاقة والداخلية إلى الشبكة، لتقدير قدرة المنشأة على الأستمرار من خلال متغير اسمى يأخذ القيمة صفر في حالة عدم قدرة المنشأة على الاستمرار في عملياتها التشغيلية، مقابل واحد صحيح في حالة قدرة المنشأة على الأستمرار في عملياتها التشغيلية، وفى ضوء نتائج الشبكة العصبية الاصطناعية تكون القيمة المقدره ذات طبيعة غير إسمية فان القيم التي تقترب من الصفر (من صفر إلى اقل من 0,5) يكون ذلك دلالة على عدم قدرة المنشأة على الاستمرار في عملياتها التشغيلية، أما إذا كانت القيمة المقدره اقرب إلى الواحد الصحيح (من 0,5 إلى 1) يكون ذلك دلالة على قدرة المنشأة على الاستمرار في عملياتها التشغيلية.

اختبار الفرض الأول:

يمكن للباحثة إستعراض صياغة الفرض على النحو التالى:

فرض العدم:

"لا يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على

تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات

التاريخية لعمليات التعويم بالمصارف المصرية".

الفرض البديل:

"يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على

تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات

التاريخية لعمليات التعويم بالمصارف المصرية".

تم إدخال البيانات المالية وغير المالية لعدد 150 منشأة لإتمام عملية تدريب الشبكة، ثم تلي ذلك تقييم قدرة 301 منشأة على الاستمرار من خلال بياناتها عبر المعالجة باستخدام الشبكة العصبية السابق تدريبها، وبالمقارنة مع البيانات التاريخية المتحصل عليها من خلال عمليات المسح المستندي، وباستخدام اختبار الفرق بين متوسط عينتين غير مستقلتين لـ Wilcoxon تظهر لنا المخرجات التالية:

جدول رقم (5)

Test Statistics ^b	
	HD - ANN
Z	-6.292 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)	.000

a. Based on negative ranks.

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

مخرجات اختبار الفرض الأول دون التحول لبيانات اسمية

المصدر: مخرجات التحليل الإحصائي

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

من خلال نتائج التحليل الإحصائي يتبين للباحثة أن معامل (Z) المحسوب والمقدر بـ (6,292-) معامل معنوي عند مستوى ثقة 99%، وهو الأمر الذي يدل على وجود اختلاف بين النتائج المقدره من خلال الشبكة العصبية الاصطناعية والبيانات التاريخية لمفردات العينة البالغة 301 منشأة، وبتحويل المتغيرات الكمية إلى متغيرات اسمية تظهر لنا المخرجات التالية:

جدول رقم (6)

مخرجات اختبار الفرض الأول في ظل التحول لبيانات اسمية

Test Statistics^b

	HD - ANN N
Z	-1.414 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)	.157

- a. Based on positive ranks.
b. Wilcoxon Signed Ranks Test

المصدر: مخرجات التحليل الإحصائي

من خلال نتائج التحليل الإحصائي يتبين للباحثة أن معامل (Z) المحسوب والمقدر بـ (1,414-) معامل غير معنوي عند مستوى ثقة 85%، وهو الأمر الذي يدل على عدم وجود إختلاف بين النتائج المقدره من خلال الشبكة العصبية الاصطناعية والبيانات التاريخية لمفردات العينة البالغة 301 منشأة، وبذلك يمكن للباحثة قبول فرض العدم القائل بـ "لا يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات التاريخية لعمليات التعويم بالمصارف المصرية".

إختبار الفرض الثاني:

يمكن للباحثة استعراض صياغة الفرض على النحو التالي:

فرض العدم

"لا يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين بالمقارنة مع الأساليب التقليدية لتقدير قدرة العملاء على الاستمرار".

الفرض البديل

"يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين بالمقارنة مع الأساليب التقليدية لتقدير قدرة العملاء على الاستمرار".

فى ضوء ما تم من إدخال للبيانات المالية وغير المالية لعدد 150 منشأة لإتمام عملية تدريب الشبكة، تلى ذلك تقييم قدرة 301 منشأة على الاستمرار من خلال بياناتها عبر المعالجة باستخدام الشبكة العصبية السابق تدريبها بالفرض الأول، ومقارنتها مع نتائج النماذج التقليدية التي تعنى بتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار حيث اقتصر اختبار هذا الفرض على كل من نموذجي Z-Score (انظر الملحق رقم 1)، A-Score (انظر الملحق رقم 2) باعتبارهما أقدم وأحدث النماذج، وباستخدام اختبار الفرق بين متوسط أكثر من عينتين غير مستقلتين لفريدمان تظهر لنا المخرجات التالية:

جدول رقم (7)

مخرجات اختبار الفرض الثاني دون التحول لبيانات اسمية

Test Statistics^a

N	301
Chi-Square	270.760
df	2
Asymp. Sig.	.000

a. Friedman Test

المصدر: مخرجات التحليل الإحصائي

من خلال نتائج التحليل الإحصائي يتبين للباحثة ان معامل (كا²) المحسوب والمقدر

بـ (270,76) معامل معنوي عند مستوى ثقة 99%، وهو الأمر الذي يدل على وجود إختلاف بين

النتائج المقدره من خلال الشبكة العصبية الاصطناعية وتقدير الأساليب التقليدية لمفردات العينة

301 منشأة، وبتحويل نتائج التقييم من بيانات كمية إلى بيانات وصفية تظهر لنا المخرجات

التالية:

جدول رقم (8)

مخرجات إختبار الفرض الثاني في ظل التحول لبيانات اسمية

Test Statistics^a

N	301
Chi-Square	210.872
df	2
Asymp. Sig.	.000

a. Friedman Test

المصدر: مخرجات التحليل الإحصائي

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

من خلال نتائج التحليل الإحصائي يتبين للباحثة ان معامل (كا²) المحسوب والمقدر بـ (210,872) معامل معنوي عند مستوى ثقة 99%، وهو الأمر الذي يدل على وجود إختلاف بين النتائج المقدره من خلال الشبكة العصبية الاصطناعية وتقدير الأساليب التقليدية لمفردات العينة البالغة 301 منشأة، وبذلك يمكن للباحثة قبول الفرض البديل القائل بـ "يوجد إختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين بالمقارنة مع الأساليب التقليدية لتقدير قدرة العملاء على الاستمرار".

ويمكن للباحثة تفسير هذا التباين بين نتائج التقييم إلى إختلاف أسس وترجيح عوامل تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار بين الأساليب الثلاثة.

المبحث الخامس

النتائج والتوصيات

أولاً: النتائج:

أسس الفكر المحاسبي على فرضية المنشأة باعتبارها مستمرة في أعمالها على المدى الطويل، ومن ثم فإن مهمة مسؤولي الائتمان بالوحدات المصرفية هو تحديد قدرة المنشأة على الاستمرار خاصة إذا تعلق الأمر بقرار استمرار الائتمان أو ما يعرف مهنياً بالتعويم المصرفي وهو أحد قرارات إدارة الائتمان المصرفي نحو العملاء الحاصلين بالفعل على ائتمان بصورة متعددة (تسهيلات مصرفية - قروض قصيرة الأجل - قروض متوسطة الأجل - قروض طويلة الأجل - قروض مساندة - تقديم ضمانات مصرفية... الخ) عبر منح أو إعادة جدولة الائتمان السابق الحصول عليه أو كليهما بغرض مساندة المنشأة المتكفية للائتمان على الاستمرار في عملياتها التشغيلية بصورة طبيعية مع ضمان سداد الائتمان الممنوح من قبل المصرف. إلا أن الباحثة تجد العديد من أوجه القصور في التقارير المالية والتي تمثل قيوداً تواجه مسؤولي الائتمان بالوحدات المصرفية عند تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار. ولعل من أهم أوجه القصور عدم استجابة التقارير المالية الحالية لمتطلبات الاقتصاد الجديد أو ما يعرف بالاقتصاد الرقمي في ظل الثورة الصناعية الرابعة، فيما يتعلق برأس المال الفكري والملكية الفكرية وبراءات الاختراع، حيث اعتمد الإطار التقليدي للتقارير المالية الحالية بشكل رئيسي على التكلفة التاريخية أو التكلفة المختلطة. حيث يجب أن تلبى التقارير المالية احتياجات المستخدمين (خاصة الخارجيين) من المعلومات المالية

وغير المالية المتعلقة بمقاييس التشغيل والأداء، حيث عادة ما تتسم التقارير المالية الحالية بعدم توفير المعلومات المتعلقة بالمخاطر المنتظمة Systemic risk التي تواجه المنشأة بالإضافة إلى عدم الإفصاح عن معلومات مستقبلية تعنى بالفرص والمخاطر التي قد تتعرض لها المنشأة بالإضافة إلى خطتها المستقبلية ذات العلاقة مقابل اهتمام التقارير المالية الحالية بتقديم المعلومات المتعلقة بالمنشأة فقط، وعدم تقديم المعلومات التي تعبر عن حقيقة الأدوات المالية والمخاطر المتعلقة بها وطرق التحوط من هذه مخاطر في بيئة الأعمال الخارجية خاصة في ظل الأزمات، المحلية منها أو الإقليمية، أو العالمية، والتي هزت مجتمع الأعمال، وأدت إلى اختفاء العديد من منشآت الأعمال، كان من أبرزها الكساد الكبير عام 1929، وآخرها أزمة جائحة كورونا المستجد Covid-19 عام 2020، والتي نعيش تداعياتها حتى الآن، ومن أبرز تداعيات تلك الأزمة حالة الركود بالأسواق، وازدياد عدد حالات الإفلاس في العديد من بلاد العالم.

وفي الآونة الأخيرة، ازداد الاهتمام باستخدام الأساليب التكنولوجية الحديثة للحاق بركب التطورات والتحديات الضخمة التي تمر بها الأسواق المالية ومنشآت الأعمال، حيث يُعد التنبؤ بالمستقبل المالي للمنشآت، بناءً على المعلومات ذات الصلة هو أحد الأمور الهامة في هذا الصدد، والتي جذبت انتباه واهتمام العديد من الأكاديميين والممارسين، وقد أدى ذلك إلى استخدام المتخصصين لأساليب من علوم أخرى لمساعدتهم على ترشيد قراراتهم المختلفة والمتنوعة، في ضوء تكامل العلوم، كبديل للطرق التقليدية التي فشلت في الكثير من الحالات في التنبؤ السليم، خاصة في وجود حالة عدم اليقين (حالة عدم التأكد، وقد يطلق عليها البعض حالة المخاطرة)، والتي تميزت بها بيئة الأعمال المعاصرة، وما تتضمنها من علاقات غير خطية.

وبناءً على ذلك، كان هناك اهتمامًا كبيرًا بالشبكات العصبية الاصطناعية، باعتبارها أحد طرق التحليل والتنبؤ المستقبلي، والتي تحاكي عمل الشبكات العصبية لدى البشر، من حيث القدرة على استرجاع المعلومات والبيانات، والتعرف عليها من خلال عمليات التعلم والتجربة، ثم اختبارها ومن ثم إعطاء نتائج لهذا التحليل والتنبؤ بالأمر المستقبلية، الأمر الذي أدى إلى ظهور العديد من تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال منشآت الأعمال، والأسواق المالية لدعم الممارسات المهنية في مجال المحاسبة والمراجعة، والتي شملت على العديد من المجالات منها القرارات الخاصة بعمليات المتاجرة والتنبؤ في الأسواق المالية، واكتشاف عمليات الغش والاحتيال المالي Fraud detection، وقدرة المنشأة على الاستمرار، والتصنيف الائتماني Credit rating، وتعد الدراسة الحالية هي الأقرب إلى تقديم تكامل بين آخر تطبيقين.

تم استخدام برنامج NeuroXL لبناء الشبكة العصبية الاصطناعية، من خلال الإصدار 3.1.2، تم بناء الشبكة العصبية الاصطناعية بإدخال البيانات المستقلة تتضمن 90 من المتغيرات المالية وغير المالية لعدد 150 مفردة كأساس لتدريب الشبكة العصبية مقابل 301 مفردة لتقييم قدرة المنشآت على الاستمرار، ومن خلال استخدام البيانات الكمية كان هناك اختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات التاريخية لسجلهم الائتماني عند مستوى ثقة 99% أما في ظل التحول إلى البيانات الوصفية، خلصت الباحثة من التحليل الإحصائي إلى أنه لا يوجد اختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين نحو نجاح عمليات التعويم بالمقارنة مع البيانات التاريخية لعمليات التعويم بالمصارف المصرية.

وعند المقارنة بين تصنيف العملاء في ضوء قدرتهم على الاستمرار تبين أن هناك اختلاف معنوي لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على تصنيف العملاء المصرفيين بالمقارنة مع الأساليب التقليدية لتقدير قدرتهم على الاستمرار سواء باستخدام البيانات الكمية أو الوصفية عند مستوى ثقة 99%، وقد أرجعت الباحثة ذلك إلى تباين أسس وأوزان الترجيح لكل أسلوب من أساليب تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار.

ثانياً: التوصيات:

تعد الشبكات العصبية الاصطناعية أحد الأدوات التي تقدم الدعم لمهنة المحاسبة والمراجعة، بذلك فعلى الجمعيات المهنية دعم شباب المحاسبين من خلال ورش العمل والدورات التدريبية لتأهيلهم على استخدامها وهو الأمر الذي يدعم المهنة في الكثير من المجالات، ومنها:

أ. تقييم وتصنيف الأوراق المالية

ب. تقييم الاقتراحات الاستثمارية

ج. التقييم والتصنيف الائتماني

د. الكشف عن ممارسات الغش والفساد بالقوائم المالية

هـ. تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار

وفي ضوء تلك المجالات يمكن للباحثة اقتراح الدراسات المستقبلية التالية:

أ. تقييم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في أسواق الأوراق المالية

ب. استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تقييم الاقتراحات الاستثمارية

ج. مجالات استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المحاسبة الإدارية

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

د. استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في كشف عمليات التهرب الضريبي

هـ. محددات الكشف عن غش القوائم المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

قائمة المراجع

أولاً: مراجع باللغة العربية:

أحمد حلمي جمعة (2012)، "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية: دراسة تطبيقية"، *المجلة المصرية للدراسات التجارية*، مج 36، ع 1، 139 - 178.

حامد عبدالقوي محمد الخواجه (2015)، "استخدام أسلوب الشبكات العصبية لتقييم نتائج اندماج شركات التأمين علي معدلات الخسائر في السوق المصري"، *المجلة العلمية للتجارة والتمويل*، مج 35، ع 2، 165 - 224.

حسب الرسول يوسف التوم شهاب الدين، مصطفى احمد حمد منصور (2012)، "أثر جودة الضمانات في أساليب إدارة التعثر المصرفي دراسة تطبيقية على الجهاز المصرفي السوداني"، *مجلة العلوم الإنسانية والاقتصادية*، ع 1، 61-77.

خليل حمودي (2017)، "مدى استخدام مدققي الحسابات أساليب التحليل المالي في تقدير قدرة المنشأة على الاستمرار: دراسة ميدانية في سورية"، *مجلة جامعة البعث للعلوم الإنسانية*، مج 39، ع 22، 105 - 132.

سامية طلعت عباس جاب الله (2004)، "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال المحاسبة والمراجعة"، *المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة، كلية التجارة*، ع 2.

السيد الأشقر؛ محمد زايد؛ هبة الله أمين (2020)، "استخدام الشبكات العصبية والنماذج المختلطة متعددة المستويات في تقدير الطلب على التأمين بالتطبيق على الدول العربية"، *مجلة البحوث المالية والتجارية*، مج 21، ع 3، ج 2، 912 - 951.

سيد دياب إبراهيم (2014)، "نموذج مقترح لاستخدام أسلوب الشبكات العصبية في إعداد الموازنات التخطيطية بالتطبيق علي أحدي شركات الدواء في مصر"، *المجلة المصرية للتنمية والتخطيط*، مج 22، ع 2، 5 - 48.

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

الصادق محمد سالم (2015)، "دور المراجعة التحليلية في تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار: دراسة ميدانية على ديوان المراجعة القومي وشركات المراجعة العاملة بولاية البحر الأحمر، مجلة جامعة البحر الأحمر، ع 8، 79 - 98.

طلعت عبدالعظيم متولى (2001)، "استخدام نموذج تقنيات الشبكات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية بالتطبيق على شركات قطاع الأعمال العام المصري"، المجلة العلمية التجارة والتمويل، مج 21، ع 1، 2-31.

عبدالحميد أحمد أحمد شاهين (2018)، "التقرير المتكامل كمدخل لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار وخلق القيمة: دراسة ميدانية"، المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والإدارية، مج 4، ع 2، 77-108.

عبدالحميد بسيوني (2005)، "الذكاء الاصطناعي والوكيل الذكي"، القاهرة: دار الكتب العلمية للنشر والتوزيع.

عوض لبيب (1998)، "العوامل المؤثرة في قرار المراجع الداخلي المتعلق بتعديل تقرير المراجعة للإفصاح عن الشك في مقدرة مشروع عميل المراجعة على الاستمرار في النشاط دراسة نظرية وتطبيقية"، المجلة العلمية التجارة والتمويل، مج 18، ع 2، 1-67.

محمد هاشم (2020)، "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية والخوارزميات الجينية الوراثية في تقدير هامش ربح الاككتاب في شركات تأمينات الممتلكات والمسئولية في السوق المصري: بالتطبيق على تأمين أجسام السفن"، المجلة العلمية للدراسات التجارية والبيئية، مج 11، ع 3، ج 1، 64 - 165.

ميسون عباس حسين الجبوري (2019)، "الانفتاح الاقتصادي وآثاره في عهد الرئيس محمد أنور السادات 1970-1981: دراسة تاريخية"، مجلة كلية التربية الأساسية، مج 25، ع 104، 1343 - 1376.

يوسف على خلف الهروط (2016)، "تعزيز حكم المراجع الخارجي عند تقييم قدرة المنشأة على الاستمرار بتطبيق نماذج التنبؤ بالإفلاس كإجراء إضافي لمعيار المراجعة الدولي رقم

د. ناهد سعد مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية

570 من وجهة نظر المراجعين الخارجيين"، مجلة الزرقاء للبحوث والدراسات الإنسانية،
مج 16، ع 1، 152-166.

ثانيا: مراجع باللغة الأجنبية:

- Abdou, H.A. and Pointon, J. (2011), "Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature", *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 18 (2/3), 59-88.
- Adewusi, A. O., Oyedokun, T. B., & Bello, M. O. (2016). "Application of artificial neural network to loan recovery prediction", *International Journal of Housing Markets and Analysis*.9(2).
- Ahmadi, R., &Shybt, S. A. H. (2020). "Study of artificial neural networks in information security risk assessment". *Journal of Management and Accounting Studies*, 8(2).
- Alzaidi A A, (2018), "Impact of Artificial Intelligence on Performance of Banking Industry in Middle East", *International Journal of Computer Science and Network security*, 18(10).
- An, J., & Rau, R. (2021). "Finance, technology and disruption". *The European Journal of Finance*, 27(4-5), 334-345.
- Angelini, E., di Tollo, G. and Roli, A. (2008), "A neural network approach for credit risk evaluation", *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 48 (4),733-755.
- Bahrammirzaee, A(2010)," A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial Neural Networks, expert system and hybrid intelligent systems", *Neural Comput&Applications*, 19(8), 1165-1195.
- Bastos, J.A. (2010), "Forecasting bank loans loss-given-default", *Journal of Banking & Finance*, 34 (10), 2510-2517.
- Byanjankar, A., Heikkilä, M., &Mezei, J. (2015, December). "Predicting credit risk in peer-to-peer lending: A neural network approach". In *2015 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence* (pp. 719-725). IEEE.

- Callen, J. L., Kwan, C. C., Yip, P. C., & Yuan, Y. (1996). "Neural network forecasting of quarterly accounting earnings", *International Journal of Forecasting*, 12(4), 475-482.
- Chen, S. H. (2020). " On the ontological turn in economics: The promises of agent-based computational economics", *Philosophy of the Social Sciences*, 50(3), 238-259.
- Coakley, J. R., & Brown, C. E. (2000). "Artificial neural networks in accounting and finance: Modeling issues", *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9(2), 119-144.
- Dameri, R. P., Garelli, R., & Resta, M. (2020). "Neural networks in accounting: clustering firm performance using financial reporting data", *Journal of Information Systems*, 34(2), 149-166.
- Dameri, R. P., Garelli, R., & Resta, M. (2020). " Neural networks in accounting: clustering firm performance using financial reporting data". *Journal of Information Systems*, 34(2), 149-166.
- Elleter S F et Al, (2018), "Applying Neural Networks for Loan Decision in the Jordanian Commercial Banking System", *International Journal of Computer Science and Network Security*, 10(1).
- Etheridge, H. L., & Brooks, R. C. (1994). "Neural networks: A new technology". *The CPA Journal*, 64(3)
- European Commission, (2018), " the Age of Artificial Intelligence: Towards a European for Human-Gentric Machines", European Political Strategy Center, No. (29), March.
- Fernandes, M., Vieira, S. M., Leite, F., Palos, C., Finkelstein, S., & Sousa, J. M. (2020). "Clinical decision support systems for triage in the emergency department using intelligent systems: a review". *Artificial intelligence in medicine*, 102, 101762.
- Fernandez A, (2019), Artificial Intelligence in Financial Services, Analytical Articles, Economic Bulletin, No.(2), Bank of Spain, Spain.

- Ghatasheh, N., Faris, H., AlTaharwa, I., Harb, Y., & Harb, A. (2020). "Business analytics in telemarketing: cost-sensitive analysis of bank campaigns using artificial neural networks", *Applied Sciences*, 10(7), 2581.
- Greenidge, K. and Grosvenor, T. (2010), "Forecasting non-performing loans in Barbados", *Journal of Business, Finance and Economics in Emerging Economies*, 5(1), 80-107 .
- Hapsoro, D., & Suryanto, T. (2017), " Consequences of Going Concern Opinion for Financial Reports of Business Firms and Capital Markets with Auditor Reputation as a Moderation Variable: An Experimental Study", *European Research Studies*, 20(2), 197-223.
- Hernández, A. B., & Hidalgo, D. B. (2020). "Fuzzy Logic in Business, Management and Accounting", *Open Journal of Business and Management*, 8(06), 2524.
- Hope, O. K., Hu, D., & Zhao, W. (2017), " Third-party consequences of short-selling threats: The case of auditor behavior", *Journal of Accounting and Economics*, 63(2&3), 479-498.
- Huang, Y.M., C.M. Hung, and H.C. Jiau. (2006). "Evaluation of neural networks and data mining methods on a credit assessment task for class imbalance problem", *Nonlinear Analysis: Real World Applications*. 7(4), 720-747 .
- Lin, C. S., Khan, H. A., & Huang, C. C. (2006). "Can the neuro fuzzy model predict stock indexes better than its rivals? CIRJE F-Series CIRJE-F-165, CIRJE, Faculty of Economics, University of Tokyo.
- Maricica, M., & Georgeta, V. (2012). "Business failure risk analysis using financial ratios", *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 62, 728-732.
- Marques, A. I., García, V., & Sánchez, J. S. (2013). "A literature review on the application of evolutionary computing to credit

- scoring", *Journal of the Operational Research Society*, 64(9), 1384-1399.
- Miranda, M. J., & Fackler, P. L. (2004). "*Applied computational economics and finance*". MIT press.
- Mirzaey, M., Jamshidi, M. B., & Hojatpour, Y. (2017). "Applications of artificial neural networks in information system of management accounting", *International Journal of Mechatronics, Electrical and Computer Technology*, 7(25), 3523-3530.
- Nazari, M., & Alidadi, M. (2013). "Measuring credit risk of bank customers using artificial neural network", *Journal of Management Research*, 5(2), 17 .
- O'brien, J. A., & Marakas, G. M. (2005). Introduction to information systems (Vol. 13). New York City, USA: McGraw-Hill/Irwin.
- Odeh, O.O., Featherstone, M.A. and Das, S. (2010), "Predicting credit default: comparative results from an artificial neural network, logistic regression and adaptive neuro-fuzzy inference system", *International Research Journal of Finance and Economics*, (42), pp. 7-18.
- Oreski, S., Oreski, D., & Oreski, G. (2012). "Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment". *Expert systems with applications*, 39(16), 12605-12617
- Pacelli, V., & Azzollini, M. (2011). An artificial neural network approach for credit risk management", *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 3(02), 103.
- Phatiwuttipat, P., Kongprawechnon, W. and Komolavanij, S. (2012), "Neural network and support vector machine approach for analyzing small and medium-sized enterprises lending decisions in Thailand", Proceedings of the 2012 *International Conference on*

- Business and Information (BAI 2012)*, Sapporo, Japan, July 3-5, 2012, pp. F459-F468.
- Romano, R. (2020). "Smart materials for NZEB buildings. Adaptive technological solutions for sustainable projects", *AGATHÓN/ International Journal of Architecture, Art and Design*, 7, 124-131.
- Sadatrasoul, S. M., Gholamian, M., Siami, M., & Hajimohammadi, Z. (2013). "Credit scoring in banks and financial institutions via data mining techniques: A literature review", *Journal of AI and Data Mining*, 1(2), 119-129 .
- Salehi, M. and Mansoury, A. (2011), "An evaluation of Iranian banking system credit risk: neural network and logistic regression approach", *Journal of Physical Sciences*, 4 (1), 20-35.
- Sun, R. (1999). "Accounting for the computational basis of consciousness: A connectionist approach", *Consciousness and Cognition*, 8(4), 529-565.
- Trigkas, S. J., & Liapis, K. J. (2020). " Assessing Artificial Neural Networks (ANNS) Adequacy Against Econometric Models for Decision Making Approaches in Banking Industry", In *Business Performance and Financial Institutions in Europe* (pp. 105-116). Springer, Cham.
- Trigueiros, D., & Taffler, R. (1996). "Neural networks and empirical research in accounting", *Accounting and Business Research*, 26(4), 347-355.
- Turban, E., & Trippi, R. R. (1995). Neural networks finance and investment: using artificial intelligence to improve real-world performance.
- Turing, A. M. (2004). *The essential turing*. Oxford University Press.

- Wagdi, O., & Rabie, R. (2021). "The Impact of COVID-19 Pandemic on Business Activities and Lifestyle: Evidence from Egypt", *Annals of R.S.C.B.*, 25(4). 10392-10406
- Wang, J., K. Guo, and S. Wang. (2010). "Rough set and Tabu search based feature selection for credit scoring". *Procedia Computer Science*.1(1), 2425-2432.
- Zhong, X., & Zhou, S. (2020). "Risk analysis method of bank microfinance based on multiple genetic artificial neural networks". *Neural Computing and Applications*, 1-11.

ملحق رقم (1)

مصوفه نموذج A-Score

م	درجة المخاطرة	قيمة Z	القيمة المعدلة
1	المنشأة قادرة على الاستمرار	$Z > 2.99$	من 1,00 إلى 0,7
2	يصعب التنبؤ بقدرة المنشأة على الاستمرار (المنطقة الرمادية)	$2.99 > Z > 1.81$	اقل من 0,7 إلى 0,4
3	المنشأة غير قادرة على الاستمرار	$Z < 1.81$	اقل من 0,4 إلى صفر

ملحق رقم (2)

مصوفه نموذج A-Score

م	درجة المخاطرة	قيمة A	القيمة المعدلة
1	المنشأة قادرة على الاستمرار	$0 \leq A < 18$	من 1,00 إلى 0,7
2	يصعب التنبؤ بقدرة المنشأة على الاستمرار (المنطقة الرمادية)	$18 \leq A < 35$	اقل من 0,7 إلى 0,4
3	المنشأة غير قادرة على الاستمرار	$35 > A$	اقل من 0,4 إلى صفر

ملحق رقم (3)

مخرجات التحليل الإحصائي

الفرض الأول

NPar Tests

Wilcoxon Signed Ranks Test

Ranks

	N	Mean Rank	Sum of Ranks
HD - ANN Negative Ranks	84 ^a	59.21	4974.00
Positive Ranks	117 ^b	131.00	15327.00
Ties	100 ^c		
Total	301		

a. HD < ANN

b. HD > ANN

c. ANN = HD

Test Statistics^b

	HD - ANN
Z	-6.292 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)	.000

a. Based on negative ranks.

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

NPar Tests

Wilcoxon Signed Ranks Test

Ranks

		N	Mean Rank	Sum of Ranks
HD - ANN_N	Negative Ranks	2 ^a	1.50	3.00
	Positive Ranks	0 ^b	.00	.00
	Ties	299 ^c		
	Total	301		

a. HD < ANN_N

b. HD > ANN_N

c. ANN_N = HD

Test Statistics^b

	HD - ANN_N
Z	-1.414 ^a
Asymp. Sig. (2-tailed)	.157

a. Based on positive ranks.

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

الفرض الثاني

NPar Tests

Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
ANN	2.38
ASCORE	1.25
ZSCORE	2.37

Test Statistics^a

N	301
Chi-Square	270.760
df	2
Asymp. Sig.	.000

a. Friedman Test

Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
ANN_N	2.29
AS_N	1.62
ZS_N	2.09

Test Statistics^a

N	301
Chi-Square	210.872
df	2
Asymp. Sig.	.000

a. Friedman Test